

動的ネットワーク上での協力の進化

著者	米納 弘渡
発行年	2016
学位授与大学	筑波大学 (University of Tsukuba)
学位授与年度	2015
報告番号	12102甲第7682号
URL	http://hdl.handle.net/2241/00143803

動的ネットワーク上での協力の進化

2016年 3月

米納 弘渡

動的ネットワーク上での協力の進化

米納 弘渡

システム情報工学研究科

筑波大学

2016年 3月

概要

本研究の目的は、現実の人間の行動様式を基にした「動的ネットワーク上での囚人のジレンマ・モデル」を作成し、そのモデルを用いて「動的ネットワーク上では、静的なランダム・ネットワーク上においてより協力の進化が促進されるか」を明らかにすることである。動的ネットワーク上での協力の進化に関する研究において用いられる研究手法としては、主に、被験者実験と計算機実験の2つがある。被験者実験では現実の人間が従う行動様式を調査できるが、適切な統制をしたうえで実験をするためには実験室で実験をせざるをえない。そのため、適切な統制を行った被験者実験では実験室の規模の制約上、最大でも数十名規模の集団の現象しか取り扱えない。一方、計算機実験では大規模集団での現象を取り扱うことができるが、実験中のエージェントの行動様式を実験者が仮定する必要がある。そこで、本研究では、被験者実験と計算機実験を組み合わせる研究を行った。まず被験者実験を行い、動的ネットワーク上の囚人のジレンマでの現実の人間の隣人選択の様式を明らかにした。被験者実験により得られた結果は以下の通りである：(1) 直前で自分が協力したときに裏切りを選んでいった相手を最も高い頻度で選び、その相手とのリンクを切断する ($C-D$ リンク切断)；(2) 隣人が多い人を少ない人より高い頻度で選択し、その相手にリンクを接続する（優先的選択）。続いて、被験者実験により得られた結果を基にして作成したモデルを用いて計算機実験を行い、動的ネットワークによる協力の進化への影響を調べた。計算機実験により得られた結果は以下の通りである：(1-1) 大規模集団上の動的ネットワークにおいて接続相手選択として一様ランダム選択を用いた場合、ほとんどのケース（出次数 K が $K > 1$ 、かつ、裏切者が協力者から得る利得 t が $t = 1.8$ のケース以外）で、切断相手選択として $C-D$ リンク切断を用いた動的ネットワークと $D-D$ リンク切断を用いた動的ネットワークは静的なランダム・ネットワークよりも協力の進化を促進する；(1-2) 大規模集団上の動的ネットワークにおいて接続相手選択として一様ランダム選択を用いた場合、ほとんどのケース（ $K = 1$ のケース、もしくは、 $K = 2, t = 1.8$ のケース以外）で、切断相手選択として $C-D$ リンク切断を用いた動的ネットワークは、 $D-D$ リンク切断を用いた動的ネットワークよりも協力の進化を促進する；(2) 切断相手選択と接続相手選択として $C-D$ リンク切断と優先的選択を用いた動的ネットワークが協力の進化を促進する度合いは、大規模集団において、 $C-D$ リンク切断と一様ランダム選択を用いた動的ネットワークと同程度であり、 $K > 2$ では、静的なランダム・ネットワークよりも協力の進化を促進する。

目次

第1章	はじめに	1
第2章	動的ネットワーク上での囚人のジレンマにおける対戦相手の選択 -被験者実験によるアプローチ	9
2.1	序論	9
2.2	研究方法	11
2.2.1	行動選択の統制	12
2.2.2	リンクの種類	12
2.2.3	1セッションのゲームの流れ	13
2.2.4	セッションの説明	14
2.2.5	質問紙調査	16
2.3	結果	16
2.3.1	行動選択に基づく切断相手の選択	16
2.3.2	接続相手選択における傾向性	18
2.4	考察	18
2.5	結論	20
第3章	現実の人間の隣人選択の様式を基にした動的ネットワーク上での協力の進化	21
3.1	序論	21
3.2	研究方法	23
3.2.1	実験計画	23
3.2.2	リンクの種類	24
3.2.3	1試行の流れ	25
3.3	結果	27
3.3.1	ネットワーク間比較1：static vs. CDRandom vs. DDRandom	28
	最終的な協力率と協力率の時系列	28
	CDRandomにおける定常状態の定義とクラスターの維持条件の分析	32
	分析結果に対応する計算機実験での結果の確認	45
3.3.2	ネットワーク間比較2：CDRandom vs. CDPreferential	47
	最終的な協力率と協力率の時系列	47
3.4	考察	48
3.5	結論	49

第 4 章	結論と将来の課題	60
4.1	結論	60
4.2	将来の課題	61
	参考文献	63
付 録 A	協力の進化を促進するメカニズムの分類	67
付 録 B	被験者が使用したコンピューター・インターフェース	71
付 録 C	被験者実験で使用したインストラクション	76
付 録 D	被験者実験で使用した質問紙	81
付 録 E	被験者が用いた隣人選択アルゴリズムのネットワークダイナミクスへの影響	90
付 録 F	隣人の数と P や他の値との関係	92
付 録 G	非受動リンク・受動リンクの切断頻度の差	93
付 録 H	ネットワーク間比較 1 での最終的な協力率の差の結果に対する検定	94
付 録 I	最終的な協力率の試行平均に対する集団サイズの影響	96
付 録 J	切断頻度 P に対する結果の安定性の確認	98
付 録 K	小集団が形成する CDRandom 上での協力の進化	102

第1章 はじめに

協力の進化の問題は、生物学 ([13],[5],[23],[24],[38],[8]), 経済学 ([10],[26],[2]) の2分野を主とした様々な分野で議論されている ([40])。ここで、協力の進化は、社会集団内の協力行動の発生・普及・定着として定義される。¹

生物学の協力の進化の分野において淘汰される対象として基本的に想定されているのは、遺伝子もしくは遺伝子を持った生物個体である。自然界では各遺伝子・個体に対して自然淘汰が機能しており、適応度 (生存率・繁殖率) が低い遺伝子・個体は淘汰される。このような自然淘汰が機能する自然界において、適応度において自分が損をして他者に利益を与える協力行動を行う遺伝子・生物個体が観察されるのはなぜなのか？この問いに答えるために、生物学の集団遺伝学の分野では協力の進化の問題が扱われている。

一方、経済学の協力の進化の分野において淘汰される対象として基本的に想定されているのは、各経済主体が選択する行動・行動戦略である。この文脈では、各経済主体は自己利益を増大させるために、自分と自分の周囲の中でより高い利益を獲得した主体の行動・戦略を社会的学習により模倣すると考える。このような自己利益の増大のみを求める主体が形成する集団内で、自分が損をして他主体に利益を与える協力行動が観察されるのはなぜなのか？また、協力行動を増加させ、個人最適化ではなく、集団最適化を目指すにはどうすればよいのか？こうした問いに答えるために、経済学の分野では協力の進化の問題が扱われている。²

本研究ではこれら2つのうち、前者の集団遺伝学的な視点ではなく、後者の社会的学習の視点に立ち、協力の進化の実証的問題を取り扱う。

上述した2つの分野のどちらにおいても協力の進化の問題は囚人のジレンマ・ゲーム (Prisoner's Dilemma game: PD) を用いて議論されている。囚人のジレンマ・ゲームとは、2者間で行われるゲームの1種であり、社会的利益 (2者の利益の総和) を最大化する行動 (協力: C) と個人利益を最大化する行動 (裏切: D) が対立する状況をモデル化したものである。囚人のジレンマ・ゲームでは、 C が「自分が損をして他者に利益を与える行動」となる形で定義さ

¹なお、協力行動は通常「他者に利益を与える行動」として定義するのが一番自然だと思われる。しかし、本研究では協力行動の定義の範囲を絞り、協力行動を「自分が損をして他者に利益を与える行動」として定義する。

²[41] は、経済学は、実証的科学としての経済学、規範的科学としての経済学、術としての経済学の3種に分類され、それぞれは、斉一性・法則の樹立 (現実・理論がどうか) 、理想の決定 (規範的な理想はどうか) であるべきか、教則の形成 (現在成り立っている現実を改変し、所与の理想を将来実現するためにはどうすればよいか) を目的としていると述べている。この分類からすると、本文で挙げた経済学の協力の進化の分野で問われている2つの問い ~ 「自己利益の増大のみを求める主体が形成する集団内で、自分が損をして他主体に利益を与える協力行動が観察されるのはなぜなのか？」と「協力行動を増加させ、個人最適化ではなく、集団最適化を目指すにはどうすればよいのか？」という問い ~ はそれぞれ、実証的科学としての経済学、術としての経済学に対応する問いであると言える。ちなみに、[41] の言う「理想の決定 (規範的な理想はどうか)」を経済学の対象領域外の問題として扱い、経済学とは別分野の倫理学の対象として扱う立場 ([43]) も存在する。

れている．そのため，各個人の自己利益の最大化が社会的利益の減少を導き，その結果，全員が損をする．

一方，標準的な進化ゲーム論（たとえば，[40]）において囚人のジレンマ・ゲームを扱う場合，以下の2つの想定がなされる．

想定 1. 各人は每期，囚人のジレンマ・ゲームを無限サイズの集団内から一様ランダムに選ばれた複数人の相手と行う（well-mixed な集団内での囚人のジレンマ・ゲーム）

想定 2. 各人は，自分と自分が囚人のジレンマ・ゲームを今期行った複数の相手の中で囚人のジレンマ・ゲームの結果得た平均得点の平均がより高い人の行動を，より高い頻度で模倣し次の期に用いる（適者生存の原理）

このような想定を満たす well-mixed な集団の下では，最終的には， D が集団全体を支配することになる．

しかし，現実世界では協力行動は生物界から社会経済システムに至るまで至るところで見られる ([9])． C を選ぶことが個人にとっては損であるにも関わらず，現実世界では，どのようなメカニズムによって相互協力が実現されているのだろうか？

上でした想定 1 と 2 の両方を想定した状況より協力の進化を促進させる代表的なメカニズムとして，[20] は以下の 5 つのメカニズムを示した³．

1. 血縁淘汰 ([13])：対戦相手を血縁者と仮定し，対戦相手である血縁者の適応度の上昇が自身の包括適応度の上昇にもつながることで機能するメカニズム⁴
2. 直接互惠 ([36], [3])：同一の対戦相手と繰り返し何度も囚人のジレンマ・ゲームを行う状況を仮定し，対戦相手の過去の行動履歴を用いて条件付きで協力をするにより機能するメカニズム
3. 間接互惠 ([1], [22])：集団内の各個人に評判が存在する状況を仮定し，対戦相手の評判を用いて，条件付きで C を選ぶかもしくは，対戦相手の選択をすることにより機能するメカニズム⁵

³但し，[20] は協力の進化を促進する代表的なメカニズムとして 5 つのメカニズムを挙げただけであり，協力の進化を促進するメカニズムの分類法を提案したわけでもこれまでに提案された協力の進化を促進するメカニズム全てを網羅的に挙げたわけでもない．実際，[20] の 5 つのメカニズム以外の協力の進化を促進するメカニズムとしてはたとえば，[28] のタグメカニズムを挙げることができる．なお，本論文の筆者が提案する協力の進化を促進するメカニズムの分類法については，付録 A を参照していただきたい．

⁴ここで，モデル上でのある個体の適応度とは「次世代以降でのその個体の子孫の生き残りやすさ」を表わす値のことである．また，モデル上でのある個体の包括適応度とは「次世代以降でのその個体が持つ遺伝子・特性（の一部）を持った個体の生き残りやすさ」を表わす値のことである．適応度・包括適応度は，囚人のジレンマ・ゲームを用いたモデルにおいては，ゲームの対戦結果から得られた利得によって決定される．

⁵ここで，評判とは「その人の過去の対戦における C と D の頻度・回数を間接的に教えてくれる情報」のことである．間接互惠のメカニズムを用いたモデルでは，「ある人のあるゲームでの行動選択の結果は，そのゲームの対戦相手以外は直接的には知りえない」と仮定されている．そのため，人々は，他者の評判という情報を用いて自身の行動選択・対戦相手選択を行うことになる．

4. 多層淘汰 ([32])：個体レベルだけでなく集団レベルでも適者生存の状況が生じていると仮定し、 C がより普及した集団が集団レベルでは生き残りやすいことで機能するメカニズム⁶
5. ネットワーク互惠 ([21])：個々人の対戦相手が、その人が持つ人間関係ネットワークによって、 C を選んだ相手 (協力者) かもしれない D を選んだ相手 (裏切者) のどちらかに偏っている状況を仮定し、その偏りにより相互協力が起きやすくなることで機能するメカニズム

本研究では、このうち、最後のネットワーク互惠に焦点を当てる。

上で述べたように、ネットワーク互惠とは、協力の進化を促進させるメカニズムである。ネットワーク互惠では、個人は社会集団全体の中の一部の人々 (限られた人数の隣人) とのみ相互作用すると考える。なぜなら、個人が持つ他者と相互作用を持つために必要な資源に限界があったり、地理的にあまりに離れた人と頻繁に相互作用するには限界があったりするためである。このような状況は、標準的な進化ゲーム論で想定された well-mixed な集団 ~ つまり、構成員が互いに一様ランダムに相互作用するサイズ無限の集団 ~ とは異なる。そこで、ネットワーク互惠では、このような状況を、「個々人はネットワークを構成する各ノード (頂点) であり、個人間の相互作用はネットワーク内の隣人 (リンク・辺が直に繋がれている2者) 間でのみ行われる」と考えることでモデル化している。このようなネットワーク構造を持った集団内では、協力者のクラスター (協力者同士が互いに隣人である集団) が形成される可能性があるが、こうして形成されたクラスターは協力者の利得を向上させる。そのため、ネットワーク化された集団では well-mixed な集団においてより協力の進化がより強く促進される可能性がある。これがネットワーク互惠のメカニズムである。

ネットワーク互惠に関する多くの研究が、ネットワーク上で協力者がネットワーク・クラスターを形成することで、一様ランダムな相互作用を繰り返す集団においてよりより強く協力の進化が促進されることを示している ([21],[5],[29] 等)。⁷ そうしたネットワーク互惠に関する研究の中で最初の研究が [21] による格子ネットワーク上での疑似囚人のジレンマ・ゲーム⁸ に関する計算機実験研究である。[21] は、各人は格子ネットワーク上で「リンクでつな

⁶ 「世代から世代への交代時に、適応度が高い (低い) 個体が次の世代で子供を増やす (減らす)」という状況を適者生存の状況と呼ぶ。また、この適者生存の状況を仮定し「集団全体の中での各形質・行動様式 (戦略) を持った個体の比率・分布が、どのように変化するか」を分析するアプローチのことを、進化ゲーム論的アプローチと呼ぶ。協力の進化の研究は、進化ゲーム論的アプローチを用いて行われている場合が非常に多い。

⁷ なお、経済学の文脈においてのネットワーク互惠に関する初期の研究としては、[7] がある。但し、この研究で想定されているゲームは、囚人のジレンマ・ゲームではなくスタグハントゲームである。また、想定された行動選択の様式も Imitation Max ではなく、クールノー学習に突然変異 (ランダムネス) を導入したものである。

⁸ ここで疑似囚人のジレンマ・ゲームと書いたのは、この研究で用いられてきたゲームが厳密には囚人のジレンマ・ゲームではないからである。一方のプレイヤーが選んだ戦略を X 、もう一方のプレイヤーが選んだ戦略を Y としたときに前者が得る利得を $P(X, Y)$ とすると、囚人のジレンマ・ゲームとは、以下の2つを満たす 2×2 ゲームである：(1) $P(D, C) > P(C, C) > P(D, D) > P(C, D)$ ；(2) $2 \times P(C, C) > P(C, D) + P(D, C)$ 。一方、疑似囚人のジレンマ・ゲームは $P(D, D) = P(C, D)$ となっている点で囚人のジレンマ・ゲームとは異なる。

がった隣人 K ($K = 4, 6, 8$) 人全員と自分に協力 C 」か「隣人全員と自分に裏切り D 」かのどちらかの行動を選択し、隣人全員と自分とのゲームの利得の総和を得ると想定した。そしてまた、各人は「自分と自分の隣人の中で最も利得の高い人の行動を模倣しその行動を次の期で実行する」という Imitation Max というアルゴリズムに従うとした。このような想定の下でシミュレーションを行った結果、相互作用の局所化により出来た C のクラスターが拡大することで、格子ネットワーク上では、well-mixed な集団においてより協力の進化がより強く促進されうるということがわかった。しかし、人々が作る社会ネットワークの構造が格子構造なのは現実的ではない。

そこで、現実世界のネットワークに見られる構造を持ったスケールフリー・ネットワーク⁹上で疑似囚人のジレンマ・ゲームに関する計算機実験を行ったのが、[29] である。[29] は、スケールフリー・ネットワークの構造を人工的に生成するために、[4] に従い Barabasi-Albert モデルというアルゴリズムを用いた。Barabasi-Albert モデルは、以下の 2 つの性質を持つネットワーク生成アルゴリズムである。

性質 1. 成長：少数のノードから成るネットワークを用意し、そのネットワークに後から新しいノードを徐々に追加し、ネットワークのサイズを成長させていく。¹⁰

性質 2. 優先的選択：新しく追加された各ノードは追加された時点で、既存ノードとの間にリンクを定数個作る。このとき、その時点での次数が大きい既存ノードとの間によりリンクを作りやすい。¹¹

このようなアルゴリズムにより生成されたスケールフリー・ネットワーク上で、[29] は、繰り返し疑似囚人のジレンマ・ゲームを行った。また、そのとき、各人は「自分より利得が高い隣人一人を一様ランダムに選び、その選ばれた隣人の行動を、自身とその隣人の今期の利得の差に比例する確率で模倣する」という線形 pairwise¹² というアルゴリズムに従うとした。このような想定の下でシミュレーションを行った結果、[29] は、次数が大きいノード（ハブ）が協力者になることでそのハブを通して C の行動が模倣され、スケールフリーネットワーク上では一次元格子ネットワーク上でよりより強く協力の進化が促進されるということを示し

⁹スケールフリー・ネットワークとは、ネットワーク上の各ノードが持つ隣人の総数（次数）の分布がべき乗則に従う構造を持つネットワークのことである。つまり、次数 k を持つネットワーク内でのノードの割合を $P(k)$ とすると、スケールフリー・ネットワークとは、 $P(k) \propto k^{-\gamma}$ が少なくとも近似的には成り立っているネットワークのことである。そのため、スケールフリー・ネットワークは、ネットワーク内の大多数のノードが少ない隣人を持ち、ごく少数のノード（こうしたノードはハブと呼ばれる）が多くの隣人を持つという特徴を持つ。なお、スケールフリー・ネットワークの構造が現実世界のネットワークに見られることを述べている文献としてはたとえば、[19] がある。

¹⁰より具体的には、初期ネットワークとしては、サイズが 2 以上の完全ネットワーク（ネットワーク内の全ての各ノードが他の全てのノードとの間にリンクを持つネットワーク）が想定されている。

¹¹より厳密には、新しいノードがある次数を持つ既存ノードとの間にリンクを作る確率はその既存ノードのその時点での次数に比例する。つまり、既存ノード i がその時点で持つ次数を k_i としたとき、新しく追加されたノードがそのノードとの間にリンクを作る確率 $p(k_i)$ は、 $p(k_i) = k_i / \sum_j k_j$ となる。

¹²より具体的には、次数 k_x と利得 $\Pi(x)$ を持つエージェント x が次数 k_y と利得 $\Pi(y)$ を持つ隣人 y を選んだとすると、このとき x が来期 y の行動を模倣する確率 $W(x, y)$ は、 $W(x, y) = (\Pi(y) - \Pi(x)) / \{\max\{k_x, k_y\} \times (P(D, C) - P(C, D))\}$ である。ここで、 $P(X, Y)$ は、 x と y がそれぞれ行動 X と Y を選んだときに x がこの囚人のジレンマ・ゲームから得る利得である。

た．これまで述べたように，[21] や [29] では静的なネットワーク構造を仮定していた．しかし，現実世界の社会ネットワークでは，人々は付き合う相手を変える（隣人選択をする）ことでネットワーク構造が動的に変化すると考えられる（たとえば，[16]）．^{13 14}

そこで現在，ネットワーク構造が動的に変化する動的ネットワーク上での協力の進化について関心が集まっている．動的ネットワーク上での協力の進化に関する研究としてはたとえば [24] がある．[24] は隣人選択に関する数理解析モデルを想定し，ネットワークのアクティブ・リンキング・ダイナミクスと呼ばれる平均場方程式を提案した．また，[38] は，マルコフ連鎖により規定された隣人選択アルゴリズムを用いて，協力者と裏切者間のリンクが切断されやすい（もしくは，協力者間のリンクが維持されやすい）ほど協力の進化がより強く促進されることを解析的に示した．このように，数理解析が可能なモデルは，動的ネットワーク上での協力の進化について理解する上で有益である．しかし，一般的に，数理解析が可能なモデルを用いて動的ネットワーク上での協力の進化について研究することには限界が存在する．¹⁵ それゆえ，動的ネットワーク上での協力の進化に関する様々な計算機実験研究が存在する（[18],[30],[14]）．¹⁶ たとえば，動的ネットワーク上での協力の進化に関する計算機実験研究としては，[39]，[9]，[33] がある．これらの研究は，各人は「囚人のジレンマ・ゲームで C を選ぶか D を選ぶか」という行動選択だけでなく，「自分を除く集団全体の中から限られた人数自分が付き合う相手を選ぶ」という隣人選択も行うと想定した．そして，隣人選択は以下の 2 種類の選択からなると考え，各研究はそれぞれ，表 1.1 で書かれたアルゴリズムに従って各人が隣人選択を行うと想定した．

1. 切断相手選択：現在の自分の隣人の中から，リンクを切断したい相手を選ぶ．

¹³ 動的に構造が変化する現実のネットワークをモデル化する方法としては様々なやり方が考えられる．たとえば，[46] がレビューしているテンポラルネットワークと呼ばれるモデルでは，「ネットワークのノード間に相互作用があったその瞬間にだけリンクが存在している」という考え方を前提にして現実のネットワークをモデル化している．しかし本研究では，その代わりに「各人は隣人選択時点での自他の行動とネットワーク構造を基に，自分のリンクを繋げ替える」という形のモデルを用いて，「各主体はある時点での社会ネットワークの構造（たとえば，友人関係）を所与のある種の『実在』として扱って意思決定（行動選択，隣人選択）を行っている」状況を想定した．

¹⁴ 本研究では，ネットワーク構造が変化する要因として各人自身による隣人選択を挙げたが，それ以外のネットワーク構造を変化させる要因としては，クラスの席替えや職場の部署移動，地震や戦争による疎開などを考えることができる．また本研究の対象ではないが，生物進化の文脈でのネットワーク構造が変化する要因としては，特定の地域が地殻変動により島として他の地域から分断されるケースや，人間により意図的・非意図的に行われる特定地域への外来種の侵入（たとえば，ブラックバスの日本国内への流入）などを考えることができる．また，動的ネットワークにおいて，自然がある確率でランダムにリンクを切る可能性がある時，主体が意図的にリンクを切ったのか自然に切れたのかを相手が知ることができない場合といったような状況設定では，各人は自然によってリンクを切断される可能性を当然考慮して意志決定を行うはずである．そのような状況で各人が従う意思決定メカニズムとしてはたとえば，theory of POMDP([15]) などを考えることができる．

¹⁵ 具体的には例えば，上述したアクティブ・リンキング・ダイナミクスという数理解析モデルでは，集団全体の挙動の平均化した値を力学系として扱うために，切断相手選択と接続相手選択（これらについては後述する）がそれぞれ独立に行われる状況を想定している．そのため，本研究やいくつかの計算機実験研究が想定している「切断相手選択の後に，その切断相手選択に対応した接続相手選択が行われる」という状況をアクティブ・リンキング・ダイナミクスのような数理解析モデルで扱うことは不可能である．

¹⁶ なお，動的ネットワーク上での互恵に関するレビュー論文が [25] によって与えられている．

2. 接続相手選択：現在の自分の隣人以外の中から，新たにリンクを接続したい相手を選ぶ．

表 1.1: 計算機実験を行った 2 つの先行研究で想定されていた隣人選択アルゴリズム

	切断相手選択	接続相手選択
Zimmermann (2005) [39]	$D - D$ リンク (自分が D を選んだときに， D を選んだ相手を選択)	切断相手選択で切断したリンクの代わりに，集団全体の中から一様ランダムに選ばれた相手を選択
Fu (2007) [9]	複数回囚人のジレンマ・ゲームを行った後に隣人選択を行い，最も多く裏切を選んだ相手を選択	切断相手選択で切断したリンクの代わりに，切断した隣人の隣人の中から一様ランダムに選ばれた相手を選択
Tanimoto (2007) [33]	自分の選択に関わらず， D を選んだ相手を選択	切断相手選択で切断したリンクの代わりに，集団全体の中から各人が持つ隣人数に比例した確率で選ばれた相手を選択

その結果，これらの研究ではどちらも，隣人選択を導入した動的ネットワーク上では，静的なランダム・ネットワーク上においてより強く協力の進化が促進されうることが示された．しかし，これらの研究で想定された隣人選択のアルゴリズムが現実世界の人間の行動様式に基づいて構築されたものではない．そのため，「どんな隣人選択のアルゴリズムに現実の人間が従っているか」を調査するためには，計算機実験ではなく，被験者実験を行う必要がある．¹⁷

動的ネットワーク上での囚人のジレンマ・ゲームに関する被験者実験研究としては，[27], [8], [37] がある．¹⁸

これらの被験者実験では，毎期の行動選択と囚人のジレンマ・ゲーム¹⁹の対戦の後に，それぞれ，表 1.2 のような隣人選択を被験者にさせるということを何期か繰り返す実験を行い，被験者実験でも，隣人選択を導入した動的ネットワーク上では，隣人選択が導入されていない静的なネットワーク上においてよりも協力の進化が促進されることを示した．しかしながらこれらの被験者実験は，「被験者がどのように隣人を選んでいるか」よりはむしろ「隣人選択の導入がどのように協力の進化を促進しているか」に焦点を合わせており，これらの被験者実験の結果から被験者の隣人選択の様式はわからない．そのため，現実の人間が従う隣人選択の様式を調査するには，隣人選択の様式の調査を目的とした被験者実験を行う必要がある．また被験者実験をする上で，もう 1 つ問題がある．それは集団の規模の問題である．適

¹⁷現実の人間が従う隣人選択アルゴリズムを調べるもう 1 つの方法として質問紙調査があるが，過去の研究により，質問紙調査で自己報告により得られる「人々が自覚している自身の心的態度（人々の自分の行動に対する予想）」と「人々が実際に取っている行動」が一般には一致しないことがわかっている（たとえば，[44]）．そのため本研究では質問紙調査ではなく，被験者実験を用いた．

¹⁸なお，静的ネットワーク上での囚人のジレンマ・ゲームに関する被験者実験研究として，[6],[35],[12] がある．これらの研究では，静的ネットワーク上での被験者の行動選択の様式が明らかになっている．

¹⁹なお，これらの実験すべてで，囚人のジレンマの利得表には負の値が含まれていた．詳細は各研究の論文を参照していただきたい．

表 1.2: 被験者実験研究での 隣人選択の構造・設定

	切断相手選択	接続相手選択
Rand (2011) [27]	1. 每期, 集団全体から一定割合, ペアをランダムに選択. 2. 1. で選択したペアの一方 (人) を, ランダムに選択. 3. 1. で選択したペアの間にリンクがあるかを確認し, 以下を行う.	
	3-a. ペアの間にリンクがある場合: 2. で選択した人に「ペア相手との間でリンク切断するか」を質問.	3-b. ペアの間にリンクがない場合: 2. で選択した人に「ペア相手との間でリンク接続するか」を質問.
Fehl (2011) [8]	1. 皆に「各隣人との其々のリンクを切断したいか」リンク毎に全て質問. 2. リンクのどちらか一方でも切断を望むなら, そのリンクを切断.	今期リンクを切断した人同士の間でランダム・マッチングさせる. 被験者自体は選択をしない.
Wang (2012) [37]	相手選択の申請フェーズ (45 秒) と承諾フェーズ (30 秒) の 2 つから成る. ・申請フェーズ: r ラウンドに 1 回, 行動選択の後, 各人は, (隣人からの) 接続相手選択と (非隣人からの) 切断相手選択をした相手の総数が合計 k 以下となるように, 切断&接続相手選択を行う. 切断相手選択は承諾不要だが, 接続相手選択は承諾必要. ・承諾フェーズ: 自分に来た接続相手選択の申請を承諾するか決定.	

切な統制がなされた被験者実験は実験室で行われるが, そのために, 適切な統制がなされた被験者実験では実験室の規模上, ネットワークの規模 (ネットワーク構成員の総数) を最大でも 50 名程度にせざるをえない.²⁰ しかし現実の社会集団・複雑ネットワークは大規模である.²¹ そのため, 現実の大規模集団の振舞を調査することは, 小規模集団を扱った被験者実験だけでは出来ない. そのため, 現実の大規模集団の振舞を調査するためには, 小規模集団を扱った被験者実験だけでなく, 大規模集団を想定した計算機実験を行う必要がある.²²

これまで述べてきたことをまとめると, 動的ネットワーク上の囚人のジレンマ・ゲームに

²⁰なお, [27], [37] では, オンラインシステムを用いて被験者実験を行っているが, それでも 1 セッションあたりの集団サイズ (ネットワークサイズ) は小さい.

²¹たとえば, [19] はいくつかの社会ネットワークについての先行研究を調べ, 各社会ネットワークのネットワークサイズを表にまとめているが, そのサイズは 570 から 47000000 であった. また, こうして調査された社会ネットワークの構造は, 特定の集団内でのネットワーク構造 (たとえば, ある一つの学校内での友人関係) のみを取り出して描いたものであるケースも多く, そうしたケースでは当然, 調査対象となった集団・社会ネットワークの内部と外部の間にも何らかのネットワーク構造 (たとえば, 調査対象となった学校のある学生が持つ他の学校の友人関係) が存在していた可能性が高い. このことから実際には, 現実世界の社会ネットワークのサイズは, これらの調査で得られたネットワークサイズより更に大きいものと推測することができる. しかしまた一方で, サイズ無限の集団を考えた場合には別の問題も生じうる. たとえばサイズ無限の集団では裏切者を避け続けても新たに出会う相手は無数にいるが, 有限なサイズの集団ではいつか接続できる相手がいなくなってしまう. 後者の状況にある意味類似した状況を想定した被験者実験の例としては, たとえば, [47] がある.

²²実際たとえば, [29] では, 100 名オーダー以上の集団規模では常に協力の進化が促進されていたが, 集団規模がそれ以下になると常に協力の進化が促進されるとは限らなかった. そのため, 現実世界でネットワークサイズの大規模性により協力の進化が促進されていた場合, たとえ計算機実験においてネットワークサイズ以外の現実に見られる特徴が適切にモデル化されていたとしても, 現実に近い一定以上の集団サイズを想定することなしには計算機実験の結果は現実と同様の結果を示すとは限らない.

関する数理解析が可能なモデルを用いた理論研究，計算機実験，被験者実験それぞれについて以下のことが言える．

まず数理解析が可能なモデルを用いた理論研究は，アクティブ・リンキング・ダイナミクスのようなモデルにより，厳密で確実な解を解析的に求めることが出来る点で有用である．しかし，一般的に，数理解析が可能なモデルを用いて動的ネットワーク上での協力の進化について研究することには限界が存在する．そのため，数理解析を行う事が難しい理論的問題に関しては，計算機実験を用いて調査する必要がある．

また計算機実験は，数理解析を用いた理論研究では難しい仮定をおいた場合においても「大規模集団において動的ネットワークが協力の進化が促進しうるか」を調査することを可能にする．しかし当然ながら，計算機実験を行うことで現実世界の人間の行動様式を調査することは不可能である．そのため，「どんな隣人選択のアルゴリズムに現実の人間が従っているか」を調査するためには，計算機実験ではなく，被験者実験を行う必要がある．

一方，動的ネットワーク上の囚人のジレンマ・ゲームに関する被験者実験は，現実の人間が従う隣人選択の様式を調査することを可能にする．しかし，適切な統制をするためには被験者実験は実験室で行われる必要がある．そのため，適切な統制がなされた被験者実験では実験室の規模上，ネットワークの規模（ネットワーク構成員の総数）を最大でも 50 名程度にせざるをえない．だが現実の社会集団・複雑ネットワークは大規模である．そのため，現実の大規模集団の振舞を調査するためには，小規模集団を扱った被験者実験だけでなく，大規模集団を想定した計算機実験を行う必要がある．

そこで，本研究では，被験者実験と計算機実験・理論研究を組み合わせることで以下を目指す．まず次の 2 章では，隣人選択に焦点を合わせ，「どんな隣人選択のアルゴリズムに現実の人間が従っているか」と「現実の人間が従う隣人選択アルゴリズムは，過去の計算機実験研究で想定されていたアルゴリズム（表 1.1）に類似しているのか」を被験者実験によって明らかにする．そして，続く 3 章では，2 章での被験者実験の設定と被験者実験の結果から得られた隣人選択アルゴリズムを基に，エージェントモデルを構築し，構築したモデルを用いて大規模エージェント集団に関する計算機実験と理論研究を行うことで，「現実の人間の隣人選択の様式を基にした動的ネットワーク上では，静的なランダム・ネットワーク上よりも協力の進化が促進されるか？」を明らかにする．

第2章 動的ネットワーク上での囚人のジレンマ における対戦相手の選択 -被験者実験 によるアプローチ

前章で述べたように、本研究の目的は、被験者実験と計算機実験・理論研究の手法を組み合わせることで、「現実の人間の隣人選択の様式を基にした動的ネットワーク上では、静的なランダム・ネットワーク上よりも協力の進化が促進されるか？」を明らかにすることである。本章では、隣人選択に焦点を合わせ、「どんな隣人選択のアルゴリズムに現実の人間が従っているか」と「現実の人間が従う隣人選択アルゴリズムは、過去の計算機実験研究で想定されていたアルゴリズム(表 1.1)に類似しているのか」を明らかにするために、動的ネットワーク上での囚人のジレンマ・ゲームに関する被験者実験を行った。得られた結果は以下のとおりである。

1. 直前で自分が協力したときに裏切を選んでいて相手を最も高い頻度で選び、その相手とのリンクを切断する。
2. 隣人が多い人を少ない人より高い頻度で選択し、その相手にリンクを接続する。

2.1 序論

協力の進化の問題は、生物学、経済学の2分野を主とした様々な分野で、囚人のジレンマ・ゲーム (Prisoner's Dilemma game: PD) を用いて議論されている。¹ 囚人のジレンマ・ゲームとは、2者間で行われるゲームの1種であり、社会的利益(2者の利益の総和)を最大化する行動(協力: C)と個人利益を最大化する行動(裏切: D)が対立する状況をモデル化したものである。囚人のジレンマ・ゲームでは、 C が「自分が損をして他者に利益を与える行動」となる形で定義されている。そのため、各個人の自己利益の最大化が社会的利益の減少を導き、その結果、全員が損をする。

この協力の進化の問題を解決するメカニズムとして、本研究では、ネットワーク互惠と呼ばれるメカニズムに焦点を当てる。[20] ネットワーク互惠ではプレイヤー集団のネットワークを考え、リンクがある2者間(隣人間)でのみ囚人のジレンマ・ゲームが行われると想定する。ネットワーク化された集団では一定の頻度で、協力者のクラスター:協力者同士が互いに

¹ここで、協力の進化は、社会集団内の協力行動の発生・普及・定着として定義される。

隣人である集団が形成される．こうして形成されたクラスターは協力者の利得を向上させるため、ネットワーク化された集団では well-mixed な集団においてより協力の進化がより強く促進される可能性がある．これがネットワーク互恵のメカニズムである．

これまでネットワーク互恵に関する研究では、様々な構造のネットワーク上での互恵に関して研究が行われているが、その中でも、現実社会に見られるスケールフリー構造²を持つネットワーク上での互恵について研究した [29] は重要な研究である．[29] は [4] に従い Barabasi-Albert モデルというアルゴリズムを用いてスケールフリー・ネットワーク構造を持ったネットワークを生成し、その上でエージェントが繰り返し疑似囚人のジレンマ・ゲームを行わせる計算機実験を行った．そしてその結果、次数が大きいノード (ハブ) が協力者になることでそのハブを通して C の行動が模倣され、協力の進化が well-mixed な集団や一次元格子ネットワーク上より促進されうるということが明らかになった．

ネットワーク互恵に関する多くの研究では、[29] のように、静的なネットワーク構造を仮定することが多い．一方、近年、ネットワーク構造が動的に変化する動的ネットワークが注目を集めている．動的ネットワークに関する研究では、「現実の人間が自分が付き合う相手を変えることで、ネットワーク構造が動的に変化する」と考えている．動的ネットワーク上での囚人のジレンマ・ゲームでは、各人は「囚人のジレンマ・ゲームで C を選ぶか D を選ぶか」という行動選択だけでなく、「自分を除く集団全体の中から限られた人数自分が付き合う相手を選ぶ」という隣人選択も行う．隣人選択は以下の 2 種類の選択からなる．

1. 切断相手選択：現在の自分の隣人の中から、リンクを切断したい相手を選ぶ．
2. 接続相手選択：現在の自分の隣人以外の中から、新たにリンクを接続したい相手を選ぶ．

動的ネットワーク上での囚人のジレンマ・ゲームに関する研究としてはたとえば、計算機実験を行った [39][33] がある．これら 2 つの研究ではそれぞれ、表 2.1 で書かれたアルゴリズムに従い各人は隣人選択を行うと想定した．その結果、これらの研究ではどちらも、隣人選択

表 2.1: 計算機実験を行った 2 つの先行研究で想定されていた隣人選択アルゴリズム

	切断相手選択	接続相手選択
Zimmermann (2005) [39]	$D - D$ リンク (自分が D を選んだときに、 D を選んだ相手を選択)	切断相手選択で切断したリンクの代わりに、集団全体の中から一様ランダムに選ばれた相手を選択
Tanimoto (2007) [33]	自分の選択に関わらず、 D を選んだ相手を選択	切断相手選択で切断したリンクの代わりに、集団全体の中から各人が持つ隣人数に比例した確率で選ばれた相手を選択

を導入した動的ネットワーク上では、静的なランダム・ネットワーク上よりも協力の進化が

²スケールフリー構造とは、ネットワーク上の各ノードが持つ隣人の総数 (次数) の分布がベキ乗則に従う構造を持つということである．

促進されうることが示された。しかし、これらの研究で想定された隣人選択のアルゴリズムが現実世界の人間の行動様式に基づいて構築されたものではない。

そこで本章では、隣人選択に着目した動的ネットワーク上の囚人のジレンマ・ゲームに関する被験者実験を行い、「どんな隣人選択のアルゴリズムに現実の人間が従っているか」と「現実の人間が従う隣人選択アルゴリズムは、過去の計算機実験研究で想定されていたアルゴリズム(表 2.1)に類似しているのか」を調査することを目的とする。³

2.2 研究方法

本実験は、筑波大学の経済実験室(筑波大学第 3 エリア 3C 棟 3C306 室)で、実験室の計算機ネットワークと本実験用に Java 言語で自作したクライアント・サーバープログラムを用いて行われた。本実験の各セッションは、同一の条件で、表 2.2 に書かれた日程と男女内訳の人数で合計 8 セッション行われた。1 セッション辺りの被験者数は 18 名で、全員筑波大学の学生であった。また、各被験者は本実験に 1 セッションだけ参加し、実験前に付録 C のインストラクションによって説明を受けた後、実験に参加した。

表 2.2: 本実験の 8 セッションの実施日程と男女人数の内訳

セッション番号	日程	男女人数の内訳
1	2010/11/23	13 : 5
2	2011/6/18	11 : 7
3	2011/6/18	10 : 8
4	2011/6/18	13 : 5
5	2012/9/18	9 : 9
6	2012/9/18	11 : 7
7	2012/9/19	13 : 5
8	2012/9/19	10 : 8

本実験では、被験者に実験中より多くの得点を獲得する経済的インセンティブを与えるために、実験中に得られた得点によって謝金額を変えた。具体的には、被験者が実験中に得られた得点によって順位をつけ順位によって謝金額を変えた。⁴ また本実験では、被験者によっ

³現実の人間が従う隣人選択アルゴリズムを調べるもう 1 つの方法として質問紙調査があるが、過去の研究により、質問紙調査で自己報告により得られる「人々が自覚している自身の心的態度(人々の自分の行動に対する予想)」と「人々が実際に取っている行動」が一般には一致しないことがわかっている(たとえば、[44])。そのため本研究では質問紙調査ではなく、被験者実験を用いた。

⁴なお、この報酬の支払い制度は、トーナメント型報酬制度と呼ばれるものであり、多くの経済実験で用いられる価値誘発理論([31])に従った報酬の支払い制度ではない。価値誘発理論に従うならば、実験中に獲得した得点の順位によってではなく、得点それ自体によって謝金額を変えるべきである。順位によって謝金額を変えると、実験中の得点と順位の間の一対一対応が成立せず、価値誘発理論における感応性の条件を満たさないからである。しかし、本研究では、被験者によって実験中で与えられている条件が被験者に外生的に与えられるパラメータの値 P_i により異なっていた。このような状況で得点それ自体によって謝金額を変えた場合、被験者の謝金額は被

て実験中で与えられている条件が被験者に外生的に与えられるパラメータの値（この値 P_i については後述する。）により異なっていたため、被験者間の公平さの維持にも考慮し、同一条件の人同士を比較出来るように被験者をそのパラメータの値毎に別々にグループ化し、その各グループ内での順位で謝金額を決定するようにした。各被験者の順位は、1セッションの全期間に得た総得点と与えられた実験条件のみによって決定された。具体的には、1セッションで得る最小、平均、最大の報酬はそれぞれ、2000 円、2350 円、2700 円であった。また、被験者への謝金の支払いは後日、大学により各被験者の銀行口座への振込という形で行われた。

2.2.1 行動選択の統制

通常の動的ネットワーク上での囚人のジレンマ・ゲームでは各人は隣人選択と行動選択 (C , もしくは D) の両方を行うことができる。しかしながら本研究では、隣人選択の調査に焦点を合わせるため、行動選択を、各被験者の代わりにコンピュータにより行わせた。より具体的には、我々は、各セッションの開始時各被験者 i に外生的にパラメータ P_i を与え、この P_i によりコンピュータに毎期の被験者 i の行動をランダムに選ばせた。⁵ ここで、 P_i は、每期被験者 i のコンピュータが i の現在の全ての隣人に対して C を選ぶ確率（言い換えれば、 $1 - P_i$ は i の現在の全ての隣人に対して D を選ぶ確率）であり、「セッションを通じて固定した定数」である。また、 P_i の値の情報は被験者 i にしか観察できない私的情報である。⁶

2.2.2 リンクの種類

本研究では、以下の 3 種類のリンクを想定した。

1. 能動リンク：自分の側から相手を選びリンクを接続したリンク。各人にとっての能動リンクの総数は一定である。
2. 受動リンク：自分からではなく、相手の側から自分に接続されたリンク。各人にとっての受動リンクの総数は能動リンクと異なり、制限はない。
3. 双方向リンク：能動リンクと受動リンクの両方から成るリンク。

なお、本実験の設定においては、被験者は、受動リンクとそれ以外の 2 リンクの違いについては区別出来るが、能動リンクと双方向リンクの区別は出来ないものとした。

験者自身の選択の結果だけでなく外生的に与えられるパラメータの値によっても変化することになる。その結果、被験者の不公平感を増すことにつながり、こうした不公平感は、価値誘発理論における優越性の条件を満たさない可能性が高い。そこで、本研究では、被験者間の公平さの維持にも考慮し、得点それ自体によってではなく、順位によって謝金額を変える報酬制度を選択した。

⁵本研究で行った行動選択の統制は明らかに非現実的である。自分の行動を自分で選択することが常にできず、確率とパラメータのみによって決まってしまうことなど通常はありえないからである。しかし、本研究では隣人選択の様式単体の調査に焦点を合わせるためにあえて行動選択を P_i の値により統制した。そのため、将来的には、行動選択を統制せずに被験者自身が自分で選んだケースや、進化的ダイナミクスにしたがって行動が選択される状況でも被験者に隣人選択を行わせ、それらの状況での実験結果と今回得られた結果を比較することで、行動選択の隣人選択への影響を調査する必要があると思われる。

⁶なお、 P_i の分布に関する情報は被験者には一切与えなかった。

2.2.3 1セッションのゲームの流れ

1セッションのゲームの流れの概要は以下の通りである．ゲームの各期は以下の3stepからなる．

Step 1. 行動選択：各被験者は自身のネットワーク上の隣人全員と囚人のジレンマ・ゲームを行う．しかし，その行動は， C と D からコンピュータによりランダムに選ばれる．

Step 2. 得点の計算：各期の各被験者の得点は，その期のネットワーク上の隣人全員との囚人のジレンマ・ゲームで得た得点の総和として計算される．

Step 3. 隣人選択：

Substep 3-1. 切断相手選択：各被験者は現在の自分の隣人の中から，リンクを切断したい相手を選ぶ．

Substep 3-2. 接続相手選択：各被験者は現在の自分の隣人以外の中から，新たにリンクを接続したい相手を選ぶ．

各セッションで，上記の3stepを1期として，最低でも20期を繰り返した．そして，20期経過後，各期のおわりに確率 $1/4$ でゲームを終了した．

以下では，1セッションの基本的なゲームの流れについて，各stepのより詳細を述べる．

まず，セッション開始時，18人の被験者がネットワークに参加した．そして，各人は，ランダムに割り当てた隣人4名それぞれに対する双方向リンク4リンクを割り当てられた．続いて，各被験者 i にはランダムにパラメータ P_i が割り当てられた．なお，各被験者 i の P_i の値は以下のようにして決定された．

- 18人中，6人の被験者に P_i として 0.25 が割り当てられた．
- 18人中，6人の被験者に P_i として 0.50 が割り当てられた．
- 18人中，6人の被験者に P_i として 0.75 が割り当てられた．

Step 1. 行動選択 各被験者 i は自身のネットワーク上の隣人全員と囚人のジレンマ・ゲームを行う．しかし，その行動は，以下からコンピュータによりランダムに選ばれる．

- 確率 P_i で，自身の隣人全員に行動 C を取る．
- 確率 $1 - P_i$ で，自身の隣人全員に行動 D を取る．

Step 2. 得点の計算 各期の各被験者の得点は，その期のネットワーク上の隣人全員との囚人のジレンマ・ゲームで得た得点の総和として計算される．なお，囚人のジレンマ・ゲームでは以下の利得表(表 2.3)を使用した．そのため，各被験者が囚人のジレンマ・ゲームにより得る利得は常に非負である．

Step 3. 隣人選択 各被験者は自身の隣人を選択する．隣人選択は以下の 2 つの Substep からなる (図 2.1) ．

Substep 3-1. 切断相手選択 各被験者 i は現在の自分の隣人の中から，リンクを切断したい相手を選ぶ．この substep では，各被験者のコンピュータ・クライアント・インターフェースに被験者の情報が示される (表 1) ．また，各被験者は情報をメモすることが許されている．そのため，各被験者は切断相手を選択する際，クライアント・インターフェースに示された情報に加えて，メモした情報も使用出来る．また，切断相手として選択できる隣人の総数には制限はない．そのため，各被験者は自身の全てのリンクを切断することも出来るし，また逆にリンクを 1 つも切断しないことも出来る．なお，切断を要求された側は要求を拒否することは出来ない．

Substep 3-2. 接続相手選択 各被験者は現在の自分の隣人以外の中から，新たにリンクを接続したい相手を選ぶ．この substep でも，各被験者のコンピュータ・クライアント・インターフェースに被験者の情報が示される (表 1) ．また，同じく切断相手選択と同様，各被験者は情報をメモすることも許されているし，接続を要求された側は要求を拒否することは出来ない．しかし，接続相手選択をすることができる人数には制限があり，直前の切断相手選択で自身が切断した能動リンクの総数と同じ数の接続相手を選ばなければならない．

各セッションで，上記の 3step を 1 期として，最低でも 20 期を繰り返した．そして，20 期経った後，各期のおわりに確率 $1/4$ でゲームを終了した．なお，被験者には「最低でも 20 期繰り返す」ということだけを伝え，各セッションで繰り返す総期数や各期にセッションが終了する確率については教えなかった．これは，被験者がその情報を用いて逆向き推論をすることを防ぐためである．

2.2.4 セッションの説明

セッションの開始時に，我々は被験者に本実験の設定を以下の観点から説明した．

- このゲームの報酬構造
- ゲームの概要

表 2.3: 実験で使用された利得表

i, j	C	D
C	3, 3	0, 4
D	4, 0	1, 1

i, j はそれぞれ，行と列のプレイヤーである．
たとえば，もし i と j がそれぞれ C と D を選んだ場合， i と j はそれぞれ 0 と 4 の利得を得る．

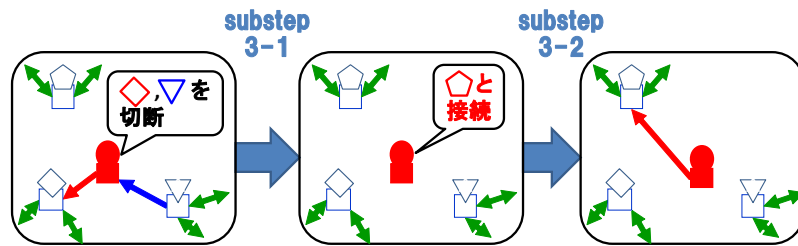


図 2.1: 隣人選択の流れ

一番左の図で、図中心の真ん中の赤い丸の人は、左下の菱形の人は能動リンクで繋がっている。一方、右下の逆三角の人は受動リンクでつながっている。ここで真ん中の人がこの2つのリンクを切断したとする。すると、その結果として、この2つのリンクが切れて、ネットワーク構造が真ん中の図のようになる。これが切断相手選択である。切断相手選択の次は接続相手選択である。接続相手選択で選ぶことができる人数は切断相手選択で切断した自身の能動リンクの数である。真ん中の赤い丸の人は、先ほどの切断相手選択で、菱形の人との間のリンクと逆三角の人との間のリンクの2つのリンクを切断していた。しかし、能動リンクでつながっていたのは、菱形の人だけである。そのため、真ん中の赤い丸の人が接続相手選択で選べるのは1人だけである。そこで、彼は、新たに接続する相手として、左上の五角形の人を選んだとする。すると、その結果として、真ん中の赤い丸の人から五角形の人への能動リンクが接続され、右の図のようになる。これが接続相手選択である。

表 2.4: コンピュータ・クライアント・インターフェースから被験者が観察できる情報

	本人	隣人	隣人以外
被験者 ID	✓	✓	✓
現在の隣人の数	✓	✓	✓
現在の行動 (C もしくは, D)	✓	✓	—
現在の得点	✓	✓	—
C を選ぶ確率	✓	—	—
能動リンクもしくは 双方向リンクで 接続されている隣 人の被験者 ID	✓	—	—

このテーブルは、コンピュータ・クライアント・インターフェースから被験者が観察できる情報を示している；最初の行は、ある被験者がその情報を観察できる3種類の被験者のタイプを示している：本人、本人の隣人、隣人以外。1番左の列は、被験者が観察可能な6種類の情報を示している：被験者 ID、現在の隣人の数、現在の行動 (C もしくは, D)、現在の得点、 C を選ぶ確率 (表 2.2.1 節を参照)、能動リンクもしくは双方向リンクで接続されている隣人の被験者 ID。たとえば、このテーブルの『被験者 ID』の行と『隣人以外』の列の交わる項目にはチェックマークがついている。そのため、このことから、被験者は自分の隣人以外の被験者 ID を観察可能であることがわかる。

- ゲームの流れ
- このゲームで使用するコンピュータ・インターフェース
- ゲーム前の質問紙調査

なお，ゲーム後にも質問紙調査を行ったが，その詳細については次節で説明する．

2.2.5 質問紙調査

各セッションの最後に質問紙を渡し，たとえば，以下のような自由回答方式の質問を行った．⁷

- ゲームの途中でプレイの仕方を変更しましたか？ もし変更したとしたらそれはどんな理由で，どんな風に変更しましたか？

2.3 結果

我々は全セッションの 1 期から 20 期までのデータを用いて実験結果を分析した．20 期より後のデータを分析しなかったのは，セッションによって期数が異なるが全てのセッションで最低 20 期はゲームを繰り返していたからである．

我々が得た主な結果は以下の通りである．

1. 直前で自分が協力したときに裏切を選んでいて相手を最も高い頻度で選び，その相手とのリンクを切断する．
2. 隣人が多い人を少ない人より高い頻度で選択し，その相手にリンクを接続する．

2.3.1 行動選択に基づく切断相手の選択

最初にどんなリンクが切断される傾向があるかを調べた．ここで各被験者が切断相手選択のときに持つ能動リンクの総数は 4 だった．また，1 セッションでの自身を除く他の被験者の総数は 17 だった．そして，非能動リンクを含めた各被験者が持つことができる総リンク数は 4 から 17 であった．加えて，1 セッションに参加した被験者の数は 18 人であり，分析に用いたデータは 8 セッション 20 期分であった．以降では，切断相手選択時に被験者が持つすべてのリンクを『切断候補のリンク』と呼ぶことにする．すると，分析に用いることができる『切断候補のリンク』の総数は， $4 \times 18 \times 20 \times 8 = 11,520$ から $17 \times 18 \times 20 \times 8 = 48,960$ の範囲の値となる．実際，本実験で分析に用いられた『切断候補のリンク』の総数は 20550 であり，そのうち，9030 が受動リンク，残り 11520 が非受動リンク（能動リンク，もしくは双方向リンク）であった．

続いて，ある被験者が行動 X を選びその被験者の隣人の 1 人が行動 Y を選んだときにその被験者がその隣人とのリンクを切断する ($X, Y = CorD$) 頻度を $Prob[X - Y]$ として，受動リンクと非受動リンクのそれぞれに対して， $Prob[X - Y]$ を計算した．非受動リンクの分

⁷なお，質問紙調査は実験の前後両方で行った．その具体的な質問紙の内容の詳細については，付録 D を参照していただきたい．

析において我々は能動リンクと双方向リンクを区別しなかった．なぜなら本実験の設定では，被験者は能動リンクと双方向リンクの区別ができなかったからである．⁸

図 2.2 は，受動リンクと非受動リンクのそれぞれにおいて， $Prob[C - C] < Prob[D - C]$, $Prob[D - C] < Prob[D - D]$, $Prob[D - D] < Prob[C - D]$ が成り立っていることを示している．但し，受動リンクと非受動リンクのそれぞれにおいて， $Prob[D - C]$ と $Prob[D - D]$ の差と $Prob[D - D]$ と $Prob[C - D]$ の差は有意であったが， $Prob[C - C]$ と $Prob[D - C]$ の差は有意ではなかった ($\alpha = 0.01$ でのライアンの方法)．⁹

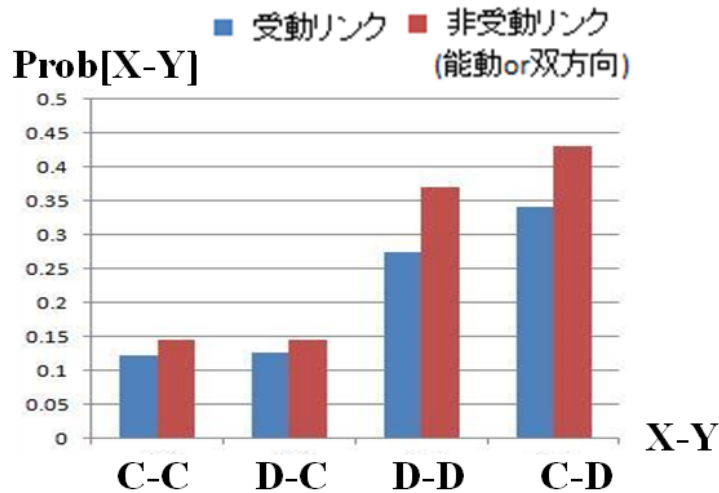


図 2.2: 行動選択に基づく切断相手の選択

横軸はリンクの種類である．ここで， $X - Y$ リンクとは，そのリンク上で，対象となる被験者が行動 X を取り，その隣人が行動 Y を取っているリンクのことである ($X, Y = C \text{ or } D$)．縦軸のは， $X - Y$ リンクが切断される頻度であり，青と赤はそれぞれ，受動リンクと能動リンクでの切断頻度を示している．

なお，動的ネットワーク上の囚人のジレンマ・ゲームに関する過去の被験者実験研究での隣人選択のアルゴリズムでは，[39] と [33] はそれぞれ， $Prob[D - D] > Prob[C - D] = 0$ と $Prob[D - D] = Prob[C - D]$ を想定していたが，我々の結果は， $Prob[C - D] > Prob[D - D] > 0$ を示している．

⁸なお，本研究では，受動リンクと非受動リンクの切断頻度の違いについても調査を行った．その結果の詳細については，付録 G を参照していただきたい．

⁹なお，ライアンの方法を行う前の前処理として，受動リンクと非受動リンクそれぞれについて自由度 3 のピアソンの χ^2 乗検定を行ったところ，それぞれの結果は $\chi^2 = 499.768994, 1469.741833$ となり，どちらも $\alpha = 0.01$ で有意であった．また， $\alpha = 0.01$ のライアンの方法での $C - D$ と $C - C$, $C - D$ と $D - C$, $D - D$ と $C - C$, $D - D$ と $D - C$, $D - C$ と $C - C$ の RD はそれぞれ，受動リンクで 0.03633, 0.03428, 0.03940, 0.03591, 0.03909，また非受動リンクで 0.03616, 0.03284, 0.03648, 0.03223, 0.03874 であった．

2.3.2 接続相手選択における傾向性

切断相手選択の後、各被験者は新たにリンクを切断したい相手（その人の新しい隣人）を自身の現在の隣人以外の中から選んだ。我々はどんな種類の被験者が新しい隣人として選ばれたかを調査した。以降、現在の隣人以外の相手（接続相手選択をする被験者が接続相手として選択できる相手）を接続相手選択の『候補者』と呼ぶ。接続相手選択をする被験者自身を除いた1セッション辺りの隣人の数は17名なので、ある被験者の接続相手選択の『候補者』は0名から17名であった。また、加えて、1セッションに参加した被験者の数は18人であり、分析に用いたデータは8セッション20期分であった。すると、分析に用いることができる『候補者』の総数は、 $18 \times 0 \times 20 \times 8 = 0$ から $18 \times 17 \times 20 \times 8 = 48,960$ の範囲の値となる。実際、本実験で分析に用いられた『候補者』の総数は31,988名であった。

「被験者が接続相手選択で隣人が多い候補者を選ぶ傾向があるか」を調べるために、我々は全候補者を31,988名を2群に分類し、両者を比較した。一方は隣人が多い群であり、もう一方は隣人が少ない群である。分析では、各候補者は、自身の隣人の数が全候補者の隣人の数の中央値より高ければ隣人が多い群に分類され、そうでなければ隣人が少ない群に分類された。隣人が多い群と隣人が少ない群の候補者が接続される頻度はそれぞれ0.178299と0.136033であり、隣人が多い群の候補者が接続される頻度は少ない群の候補者が接続される頻度よりも高かった。また、この差は $\alpha = 0.01$ で有意であった（自由度1のピアソンの χ^2 乗検定で $\chi^2 = 108.130041$ ）¹⁰。

また、質問紙調査もこの結果を指示していた。質問紙内の「ゲームの途中でプレイの仕方を変更しましたか？もし変更したとしたらそれはどんな理由で、どんな風に変更しましたか？」という自由回答方式の質問に対して、たとえば、ある被験者は「セッションの最中に隣人が多い人にリンクを繋げた方がそうでない人に繋げるよりよかったということに気が付いた」と述べていた。

2.4 考察

上で述べたように、我々は以下の2つの主な結果を得た。

1. 直前で自分が協力したときに裏切を選んでいて相手を最も高い頻度で選び、その相手とのリンクを切断する。
2. 隣人が多い人を少ない人より高い頻度で選択し、その相手にリンクを接続する。

¹⁰ なお、隣人が多い群と少ない群のどちらの群に接続相手選択を行う被験者が属しているかで条件づけて同様のことを調査してみたところ、どちらの条件においても「被験者が接続相手選択で隣人が多い候補者を選ぶ傾向がある」という同様の結果が自由度1のピアソンの χ^2 乗検定により $\alpha = 0.01$ の有意差がある形で示された（接続相手選択を行う被験者の隣人の数が隣人の数の中央値より少ない条件と多い条件のそれぞれで、 $\chi^2 = 58.143680, 62.266212$ ）。この結果は自分の隣人が多い人も少ない人も、隣人が多い人を新しい隣人として選ぶ傾向があることを意味している。

第1の結果で特定された行動傾向は、直前で自分が協力したときに裏切を選んでいった相手を最も高い頻度で選択するというものである。この傾向は上で挙げた過去の2つの研究のうち、[33]の切断相手選択アルゴリズムに関する想定である「自分の選択に関わらず、 D を選んだ相手を選択する」に最もよく似ている(表2.5)。この意味で、我々の第1の結果は、[33]の切断相手選択アルゴリズムの想定が動的ネットワーク上の囚人のジレンマ・ゲームでの人間行動の理論的モデルを構成する上で妥当であることを示している。しかしながら、この[33]の想定と我々の第1の結果には違いがある。[33]は $Prob[D - D] = Prob[C - D]$ と想定したが、我々の第1の結果は、 $Prob[C - D] > Prob[D - D]$ ということを示している。

表 2.5: 切断相手選択に関する先行研究で想定されたアルゴリズムと本実験の結果

文献	想定されたアルゴリズム	実験結果 1
Zimmermann (2005) [39]	$D - D$ リンク (共に D を選択)	—
Tanimoto (2007) [33]	D を選んだ相手を選択 and $Prob[D - D] = Prob[C - D]$	✓✓

2つの先行研究のうち、我々の第1の結果で観察された行動傾向である「直前で自分が協力したときに裏切を選んでいった相手を最も高い頻度で選択」は[33]の切断相手選択アルゴリズムに最も似ていた。

第2の結果で特定された行動傾向は、接続相手として隣人が多い人を選択するというものである。この傾向は上で挙げた過去の2つの研究のうち、[33]の接続相手選択アルゴリズムに関する想定である「集団全体の中から各人が持つ隣人数に比例した確率で選ばれた相手を選択する」に最もよく似ている(表2.6)。¹¹

また、理論的な観点からは、この傾向性は、スケールフリー・ネットワークを構成するネットワーク生成アルゴリズムである[4]のBarabasi-Albertモデルの優先的選択という性質に関連していると思われる。そのため、この傾向性は、[29]で示された「スケールフリー・ネットワーク上では、一次元格子ネットワーク上においてより協力の進化が促進されやすい」という結果にも関連しうると考えられる。

¹¹結果で述べた通り、本実験で明らかになった被験者の接続相手選択の傾向性は「全体の集団(接続相手選択の候補)を隣人数が多い集団と少ない集団に各人の隣人数の数の中央値で分けると、隣人数が多い集団に属する人の方が、少ない集団に属する人より隣人選択で選ばれる頻度が高い」というものである。これは正確に考えると[33]が想定した「集団全体の中から各人が持つ隣人数に比例した確率で選ばれた相手を選択する」というアルゴリズム(優先的選択)とは異なる。しかし「優先的選択に従って被験者が接続相手を選択しているか」を明らかにするには、その調査をすることだけに焦点をより絞った実験構造を計画する必要があると思われる。なぜなら「接続頻度が隣人数に比例している」という結果を示すためには、本実験で想定した状況を更に改良し、接続相手選択時のそれ以外の意思決定要因を排除し単純化した形の意思決定状況を想定した実験計画を構築する必要があると考えられるからである。なお、そのような単純化された意思決定状況の具体案としては、 N 本腕バンディット問題([42])を挙げることができる。

表 2.6: 接続相手選択に関する先行研究で想定されたアルゴリズムと本実験の結果

	想定されたアルゴリズム	実験結果 2
Zimmermann (2005) [39]	集団全体の中から一様ランダムに選ばれた相手を選択	—
Tanimoto (2007) [33]	集団全体の中から各人が持つ隣人数に比例した確率で選ばれた相手を選択	✓✓

2 つの先行研究のうち、我々の第 2 の結果で観察された行動傾向である「接続相手として隣人が多い人を選択する」は [33] の切断相手選択アルゴリズムに最も似ている。

2.5 結論

近年、動的ネットワーク上での互惠に関する研究が行われている。その研究の多くは計算機実験研究であるが、それらの計算機実験研究で用いられるエージェントモデルは、現実世界の人間の行動の様式に基づいたものではない。そこで我々は、隣人選択に着目した動的ネットワーク上の囚人のジレンマ・ゲームに関する被験者実験を行い、「どんな隣人選択のアルゴリズムに現実の人間が従っているか」を調査した。得られた結果は以下のとおりである。

1. 直前で自分が協力したときに裏切を選んでいった相手を最も高い頻度で選び、その相手とのリンクを切断する。
2. 隣人が多い人を少ない人より高い頻度で選択し、その相手にリンクを接続する。

第3章 現実の人間の隣人選択の様式を基にした動的ネットワーク上での協力の進化

既に述べたように、本研究の目的は、被験者実験と計算機実験・理論研究の手法を組み合わせることで、「現実の人間の隣人選択の様式を基にした動的ネットワーク上では、静的なランダム・ネットワーク上よりも協力の進化が促進されるか？」を明らかにすることである。本章では、大規模集団上での現実の人間の隣人選択の様式を基にした動的ネットワークによる協力の進化への影響を調べるために、前章で得られた結果を基にしたモデルを用いて計算機実験を行った。得られた結果は以下の通りである。

1. 大規模集団上の動的ネットワークにおいて接続相手選択として一様ランダム選択を用いた場合、切断相手選択の様式が異なる2種類の動的ネットワークと静的なランダム・ネットワークが協力の進化を促進する度合いの順番は以下の通りである。
 - 1-1. ほとんどのケース(出次数 K が $K = 1$ 、かつ、裏切者が協力者から得る利得 t が $t = 1.8$ のケース以外)で、切断相手選択として $C-D$ リンク切断を用いた動的ネットワークと $D-D$ リンク切断を用いた動的ネットワークは静的なランダム・ネットワークよりも協力の進化を促進する。
 - 1-2. ほとんどのケース($K = 1$ のケース、もしくは、 $K = 2, t = 1.8$ のケース以外)で、切断相手選択として $C-D$ リンク切断を用いた動的ネットワークは、 $D-D$ リンク切断を用いた動的ネットワークよりも協力の進化を促進する。
2. 切断相手選択と接続相手選択として $C-D$ リンク切断と優先的選択を用いた動的ネットワークが協力の進化を促進する度合いは、大規模集団において、 $C-D$ リンク切断と一様ランダム選択を用いた動的ネットワークと同程度であり、 $K > 2$ では、静的なランダム・ネットワークよりも協力の進化を促進する。

3.1 序論

これまでのネットワーク互惠に関する研究では、様々な構造のネットワーク上での互惠に関して研究が行われている。その中でも、現実社会に見られるスケールフリー構造¹を持つネッ

¹スケールフリー構造とは、ネットワーク上の各ノードが持つ隣人の総数(次数)の分布がべき乗則に従う構造を持つということである。

トワーク上での互惠について研究した [29] は重要な研究である．[29] は、スケールフリー・ネットワークの構造を人工的に生成するために、[4] に従い Barabasi-Albert モデルというアルゴリズムを用いた．Barabasi-Albert モデルは、以下の 2 つの性質を持つネットワーク生成アルゴリズムである．

性質 1. 成長：少数のノードから成るネットワークを用意し、そのネットワークに後から新しいノードを徐々に追加し、ネットワークのサイズを成長させていく．²

性質 2. 優先的選択：新しく追加された各ノードは追加された時点で、既存ノードとの間にリンクを定数個作る．このとき、その時点で度数が多い既存ノードとの間によりリンクを作りやすい．³

このようなアルゴリズムにより生成されたスケールフリー・ネットワーク上で、[29] は、繰り返し疑似囚人のジレンマ・ゲームをする計算機実験を行った．実験の結果、協力者になった度数が多いノード（ハブ）によって C の模倣が促進され、well-mixed な集団や一次元格子ネットワーク上においてよりより強く協力の進化が促進されうということが明らかになった．ネットワーク互惠に関する多くの研究では、[29] のように、静的なネットワーク構造を仮定することが多い．

一方、近年、ネットワーク構造が動的に変化する動的ネットワークが注目を集めている．動的ネットワークに関する研究では、「現実の人間が自分が付き合う相手を変えることで、ネットワーク構造が動的に変化する」と考える．動的ネットワーク上での囚人のジレンマ・ゲームでは、各人は「囚人のジレンマ・ゲームで C を選ぶか D を選ぶか」という行動選択だけでなく、「自分を除く集団全体の中から限られた人数自分が付き合う相手を選ぶ」という隣人選択も行う．このような想定に基づきこれまでに行われた動的ネットワーク上での囚人のジレンマ・ゲームに関するいくつかの計算機実験研究 ([39], [33]) では、動的ネットワーク上では静的ネットワーク上より協力の進化が促進されることが示されている．しかし、こうした計算機実験研究で想定された隣人選択のアルゴリズムは現実世界の人間の行動様式に基づいて構築されたものではない．

そのため、本研究の前章では、隣人選択に着目した動的ネットワーク上の囚人のジレンマ・ゲームに関する被験者実験を行い、「どんな隣人選択のアルゴリズムに現実の人間が従っているか」を調査した．その結果、以下のことが明らかになった．

Y1. 直前で自分が協力したときに裏切を選んでいた相手を最も高い頻度で選択．
($C - D$ リンク切断)

Y2. 接続相手として、隣人が多い人を選択（優先的選択）．

²より具体的には、初期ネットワークとしては、サイズが 2 以上の完全ネットワーク（ネットワーク内の全ての各ノードが他の全てのノードとの間にリンクを持つネットワーク）が想定されている．

³より厳密には、新しいノードがある度数を持つ既存ノードとの間にリンクを作る確率はその既存ノードのその時点での度数に比例する．つまり、既存ノード i がその時点で持つ度数を k_i としたとき、新しく追加されたノードがそのノードとの間にリンクを作る確率 $p(k_i)$ は、 $p(k_i) = k_i / \sum_j k_j$ となる．

しかし、前章の被験者実験では行動選択を統制していた上に、集団サイズも小さかった。そのため、この結果から、「現実世界で見られる大規模集団⁴において、現実の人間が従う隣人選択の様式を基にした動的ネットワークが協力の進化を促進させ、協力行動が維持されるか」を調査することはできない。

そこで、本章では計算機実験と集団内のクラスター⁵の維持条件の分析を行い、「大規模集団において、現実の人間が従う隣人選択の様式を基にした動的ネットワークは、静的なランダム・ネットワークよりも協力の進化を促進させるか？」を調査することを目指す。^{6,7}

より具体的には以下の2つを目指す。

1. 大規模集団において、 $C-D$ リンク切断という切断相手選択の様式は、 $D-D$ リンク切断や静的なランダム・ネットワークよりも協力の進化を促進するか？
2. 大規模集団において、 $C-D$ リンク切断という切断相手選択の様式を前提にした場合に、優先的選択という接続相手選択の様式は一様ランダム選択という様式よりも協力の進化を促進するか？

3.2 研究方法

3.2.1 実験計画

本章では前述した研究目的に対応した形で、以下のようなネットワーク間での比較を行う。⁸

⁴たとえば、[19] を参照。

⁵クラスターの定義については後述する。

⁶なお、本研究の被験者実験と計算機実験では集団の規模が大きく異なるが、現実の人間の接続相手選択の様式は集団の規模により異なる可能性がある。なぜなら、接続相手は集団全体の中から選ばれるが、集団の規模が大きくなると、全員を候補として考慮するのは難しくなると考えられるからである。こうした影響を想定してモデルを作成した研究としては [34] がある。[34] は集団規模が大きな状況を想定し、接続相手選択の候補を、現在の自分の隣人の隣人に限定したモデルで計算機実験を行っている。しかし、[34] が想定したような形で隣人選択が行われているかを本研究の被験者実験で調査することは出来なかった。なぜなら、被験者実験で我々は被験者に、隣人の隣人に関する情報を与えていなかったからである。しかしもし情報を与えても適切な結果は得られなかった可能性が高い。なぜなら、被験者実験では集団規模が小さいため、隣人の隣人の集合は集団全体とほぼ一致してしまうためである。以上のことから、[34] の「接続相手は現在の隣人の隣人の中から選ばれる」という想定の妥当性は現在のところ不明である。そのため、本章の計算機実験では、[34] の想定を採用しなかった。

⁷なお、本研究の被験者実験と計算機実験では時間スケール(各試行・セッションでの総期数)が大きく異なる。そのため、時間スケールが異なることにより隣人選択の様式が影響を受ける可能性がある。しかし、本研究では時間スケールの影響についての考慮はすることができなかった。「時間スケールの影響を考慮する場合、どのような想定をするべきか」についてのアイデアがなかったためである。この問題への対処法を考えることは、将来の課題の一つである。ちなみに、ある人が1日16時間起きていたとして、その起きている間の1時間が計算機実験上の1期が対応すると仮定すると、計算機実験上の10万期は現実世界での17-18年に対応する。

⁸以降で述べるように、動的ネットワークにおける隣人選択の切断頻度 P の値は、[39] でのデフォルトの切断頻度に倣い、 $P = 0.01$ とした。また、これ以外の値の切断頻度での結果については、付録 J を参照していただきたい。

1. 大規模集団において、 $C - D$ リンク切断という切断相手選択の様式は、 $D - D$ リンク切断や静的なランダム・ネットワークよりも協力の進化を促進するか？

表 3.1: ネットワーク間比較 1：static vs. CDRandom vs. DDRandom

ネットワーク名	リンク切断	リンク接続
static	静的なランダム・ネットワーク (切断・接続なし)	
CDRandom	$C - D$ リンク切断 (切断頻度 $P = 0.01$)	集団全体から一様ランダムに選択
DDRandom	$D - D$ リンク切断 (切断頻度 $P = 0.01$)	

2. 大規模集団において、 $C - D$ リンク切断という切断相手選択の様式を前提にした場合に、優先的選択という接続相手選択の様式は一様ランダム選択という様式よりも協力の進化を促進するか？

表 3.2: ネットワーク間比較 2：CDRandom vs. CDPreferential

ネットワーク名	リンク切断	リンク接続
CDRandom	$C - D$ リンク切断 (切断頻度 $P = 0.01$)	集団全体から一様ランダムに選択
CDPreferential		集団全体から隣人数に比例した確率で選択

なお、集団サイズは 10000^9 とし、また、試行毎に乱数の種を割り当て各条件で 100 試行を行った。¹⁰

3.2.2 リンクの種類

前章と同様、本章でも以下の 3 種類のリンクを想定した。

1. 能動リンク：自分の側から相手を選びリンクを接続したリンク。各人にとっての能動リンクの総数は一定である。
2. 受動リンク：自分からではなく、相手の側から自分に接続されたリンク。各人にとっての受動リンクの総数は能動リンクと異なり、制限はない。
3. 双方向リンク：能動リンクと受動リンクの両方から成るリンク。

なお、本実験の設定においても、被験者は、受動リンクとそれ以外の 2 リンクの違いについては区別出来るが、能動リンクと双方向リンクの区別は出来ないものとした。

⁹集団サイズの協力の進化への影響については、付録 I を参照していただきたい。

¹⁰各条件、パラメータセットの詳細については後述する。

3.2.3 1 試行の流れ

1 試行の流れの概要は以下の通りである．

Step 1. 囚人のジレンマ・ゲームの対戦：各エージェントは囚人のジレンマ・ゲームをネットワーク上での隣人全員と対戦する．各期の利得は全対戦で得た利得の総和として計算される．

Step 2. 行動選択：1. の結果を基に，各エージェントは，自分と自分の隣人の中で最大利得のエージェントの行動を模倣する．

Step 3. 隣人選択：

Substep 3-1. 切断相手選択：現在の自分の隣人の中からリンクを切断したい相手を選びリンクを切断する．

Substep 3-2. 接続相手選択：切断された能動リンクの代わりに，能動リンクの所有者である側が集団全体から選んだ相手に接続する．

各試行で，上記の3ステップを1期として，static では1万1000期，それ以外のネットワークでは定常状態（もしくは協力率が0）に達するまで各期を繰り返した．以下では，上述した各ステップのより詳細を述べる．

まず各試行の最初に，初期行動 (C もしくは D) を集団内の各エージェントに一様ランダムに配分する．ここで，集団の初期協力率は0.5である．次に，各エージェントはそのエージェント以外の集団全体の中から一様ランダムに選んだ相手 K 人 ($K = 1, 2, 3, \dots, 16$) への能動リンクで接続し，初期ネットワークを形成する．なお，static 以外のネットワークでは，隣人選択によりネットワーク構造が変化していくが，static においてはこのネットワーク構造がそのまま試行の最後まで維持される．それ以降の期は，以下の3ステップに従い実施される．

Step 1. 対戦 毎期の初めにまず，各エージェントは前の期で選んだ自身の行動を基に，自身の隣人全員と囚人のジレンマを行う．そしてその結果を基に，各期の各エージェントの得点が，その期の隣人全員との囚人のジレンマで得た利得の総和として計算される．

また，囚人のジレンマ・ゲームの利得表としては，以下の表 3.3 を用いた．¹¹

ここで， $t = 1.2, 1.4, 1.6, 1.8$ である．

¹¹ 本文を見ればわかるように，本章の計算機実験で想定された利得表は前章の被験者実験で想定された利得表とは異なり，両者は不整合である．しかし，本章ではこのような利得表を用い， t をパラメータとして変更することで t により協力の進化のしやすさをコントロールできるようにした．このように t により協力の進化のしやすさをコントロールできるようにしたのは「協力の進化のしやすさにより， K と最終的な協力率の関係に対してどのような影響を与えるか」を調査・確認するためである．

Step 2. 行動選択 每期、各エージェントは、Step 1. である対戦の終了時点での自身と自身の隣人全員の行動とその得点を基に Imitation Max という行動選択アルゴリズムに従い、自身の行動を選ぶ。ここで、Imitation Max とは、「自分と自分の隣人の中で最も得点が高いエージェントの行動を自分の今期の行動として選択する」というアルゴリズムである。^{12 13}

Step 3. 隣人選択 static 以外のネットワークでは、各エージェントは自身の隣人を選択する。隣人選択は以下の 2 つのサブステップからなる。

Substep 3-1. 切断相手選択 各エージェントは現在の自分の隣人の中からリンクを切断したい相手を選び、確率的にリンクを切断する。リンクの切断確率は、動的ネットワークの種類とリンクの種類により、以下のように異なる。

- (1) CDRandom, CDPreferential：每期、協力者は自分が持つ能動の $C-D$ リンク、受動の $C-D$ リンク ($D-C$ リンク)、双方向の $C-D$ リンクをそれぞれ、確率 P , $P \times R$, P で切断する。
- (2) DDRandom：每期、裏切者は自分が持つ能動の $D-D$ リンク、受動の $D-D$ リンク、双方向の $D-D$ リンクをそれぞれ、確率 P , $P \times R$, P で切断する。

ここで、能動リンク (能動の $C-D$ リンク or $D-D$ リンク) を切断する平均確率 P と、能動リンクを切断する確率と受動リンクを切断する確率の比 R はそれぞれ、 $P = 0.01$, $R = 0.850211493$ とした。¹⁴

表 3.3: 実験で使用された利得表

i, j	C	D
C	1.0, 1.0	0.0, t
D	t, 0.0	0.1, 0.1

i, j はそれぞれ、行と列のプレイヤーである。
たとえば、もし i と j がそれぞれ C と D を選んだ場合、 i と j はそれぞれ 0 と t の利得を得る。

¹²但し、自身と自身の隣人の中で最大得点を持つエージェントが複数いた場合には、それらの最大得点を持つエージェントの中から 1 人を一様ランダムに選び、そうしてランダムに選ばれたエージェントの行動を自分の次の行動として選択するものとした。

¹³ここで、初期設定として仮定した集団の初期協力率が 0.5 という想定と行動選択の様式として仮定した Imitation Max は、2 章の被験者実験で行った P_i による行動選択の統制と整合的ではない。しかし本章の目的は、動的ネットワークが協力の進化へ与える影響の調査である。この目的を達成することは、 P_i により統制された行動選択の様式では不可能である。そのため、被験者実験での設定と計算機実験での設定を整合的なものにするためには、行動選択が Imitation Max によって決まるような状況での被験者実験を行う必要がある。このような実験を行うことは将来の課題の一つである。

¹⁴各リンクタイプの切断頻度の設定と値は、前章の被験者実験を基に決定した。前章の被験者実験では、「被験者は受動リンクとそれ以外の 2 リンク (非受動リンク) との区別は出来るが、能動リンクと双方向リンクの違いは区別できない」という状況で被験者に隣人選択をさせていた。そして、付録 G で述べたように、被験者実験の結

Substep 3-2. 接続相手選択 切断相手選択で自身が持つ非受動リンク (能動リンク or 双方向リンク) を切断されたエージェントは、その代わりに、切断相手選択で非受動リンクを切断された数だけ接続相手選択となる候補の中からランダムに相手を選び、その相手に新たにリンクを接続する。接続相手候補となるのは、自分と能動リンクで自分と繋がった隣人を除く集団内の他の全てのエージェントである。リンクを接続する相手の選択方法はネットワークの種類により以下の様に異なる。

- (1) CDRandom, DDRandom： 接続相手候補となる各人を選ぶ確率が一様分布に従うとして接続相手候補の中からランダムに選択。
- (2) CDPreferential： 接続相手候補となる各人を選ぶ確率が各人の総隣人数に比例するとして、接続相手候補の中からランダムに選択。

各試行で、上記の3ステップを1期として、staticでは1万1000期、それ以外のネットワークでは定常状態 (もしくは協力率が0) に達するまで各期を繰り返した。そして、各試行の最終的な協力率を以下の形で求めた。¹⁵

- static： 1万期1期から1万1000期の平均協力率を使用。
- CDRandom, DDRandom, CDPreferential： 定常状態 (もしくは協力率が0) に達するまで計算し、定常状態での協力率を使用。¹⁶

3.3 結果

我々は、各ネットワーク、各パラメータ設定での100試行分の時系列データを用いて、計算機実験の結果を分析した。我々が得た結果は以下の通りである。

1. 大規模集団上のCDRandomとDDRandomの両動的ネットワークと静的なstaticが協力の進化を促進する度合いの順番は以下のようになる。

1-1. ほとんどのケース (出次数 K が $K = 1$ 、かつ、裏切者が協力者から得る利得 t が $t = 1.8$ のケース以外) で、CDRandomとDDRandomの両動的ネットワークはstaticよりも協力の進化を促進する。

1-2. ほとんどのケース ($K = 1$ のケース、もしくは、 $K = 2, t = 1.8$ のケース以外) で、CDRandomはDDRandomよりも協力の進化を促進する。

果、非受動リンクの切断頻度は受動リンクの切断頻度より高かった。そのため、本章の計算機実験では、両者の切断頻度の比である $R = 0.850211493$ をパラメータとして用い、非受動リンクの切断頻度を P で与え、受動リンクの切断頻度を $P \times R$ で与えた。また、 P の値を変えた場合の結果としては、付録Jを参照していただきたい。

¹⁵最終的な協力率の計算をこのように計算したのは、以下の理由による： (1) staticは定常解だけでなく、周期解に達する場合がある。しかし1万期より前には一定期間の間の平均協力率が一定と見なせる状態に達する； (2) それ以外の動的ネットワーク3種は10万期以内に定常状態に達する。

¹⁶定常状態の定義については、3.3.1で後述する。

2. 大規模集団での協力が進化し最終的に協力者が生き残った試行では、CDPreferential はスケールフリー構造を持ったネットワークを形成するが、CDPreferential が協力の進化を促進する度合いは CDRandom と同程度である。

3.3.1 ネットワーク間比較 1： static vs. CDRandom vs. DDRandom

最終的な協力率と協力率の時系列

前述したようにまず、static, CDRandom, DDRandom の 3 種類のネットワークについて、各パラメータ設定 $K = 1, 2, \dots, 16$ 及び $t = 1.2, 1.4, 1.6, 1.8$ での最終的な協力率を比較した。ここで、協力率とは、集団内で協力を選択したエージェントの比率のことである。図 3.1 は、各 t での出次数 K に対する最終的な協力率の 100 試行平均である。¹⁷ この図を見るとまず、どのネットワークでも K の値が中間程度のときに最も協力率が高くなっており、ネットワーク上で協力の進化がより強く促進されるためには K の値は小さすぎても大きすぎても良くないことがわかる。¹⁸ また、この図からは、「 K の値を最適化しさえすれば、もっとも協力が進化しにくい $t = 1.8$ においても、両動的ネットワーク (CDRandom と DDRandom) は最終的な協力率を 0.8 以上まで高めることが可能である」ということもわかる。続いて、static とそれ以外の動的ネットワーク 2 つを比較すると、 $K = 1$ では両者に大きな違いはない¹⁹ が、 $K > 1$ では、両動的ネットワークは常に static より最終的な協力率が高いことがわかる。また、CDRandom と DDRandom の両動的ネットワークを比較すると、 $K = 1$ と $K = 2, t = 1.8$ では DDRandom の方が CDRandom より協力率が高いが、それ以外では CDRandom の方が DDRandom より協力率が高いことがわかる。では、ネットワーク間のこのような結果の違いはどのようにして生じたのだろうか？

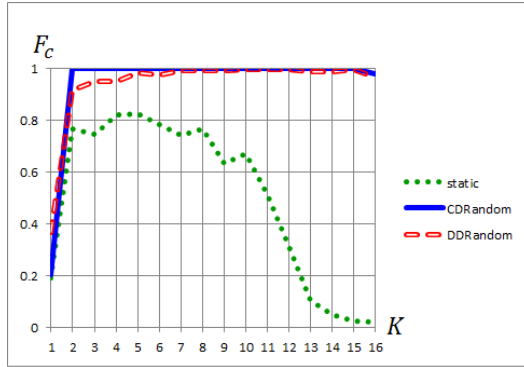
この点を調査するため、 $K = 1, 2, \dots, 16, t = 1.2, 1.4, 1.6, 1.8$ の各条件での時系列を調査した。典型的な時系列のパターンの例を示したのが図 3.2(a), 3.3.2(b), 3.3.2(c) である。²⁰ 図 3.2(a) は、 $K = 1, t = 1.2$ のある試行での時系列であり、これは、 $K = 1$ 、もしくは、 $K = 2, t = 1.8$ で見られる最も典型的な時系列のパターンである。また、図 3.2(b), 3.3.2(c) はそれぞれ、 $K = 4, t = 1.8$ のある試行と $K = 4, t = 1.6$ のある試行での時系列であり、 $K = 1$ 、もしくは、 $K = 2, t = 1.8$

¹⁷ 図 3.1 で得られたネットワーク間の最終的な協力率の差に関する検定の結果については、付録 H を参照していただきたい。

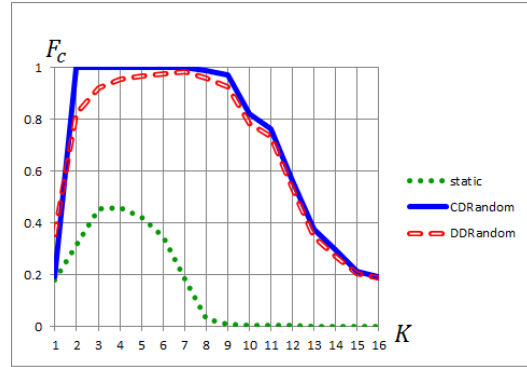
¹⁸ 「出次数に対する最終的な協力率の試行平均に単峰性が観察される」というこの結果は興味深いが、なぜそのような結果が生じるかは現在のところ不明であり、単峰性が生じるメカニズムの解明は将来の課題である。

¹⁹ 実際には検定を行ったところ、各条件でネットワーク間の大小には有意差が見られた。その詳細については付録 H を参照していただきたい。

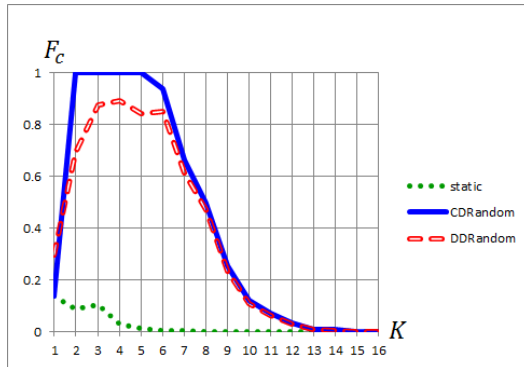
²⁰ なお、非常に稀ではあるが、これら 3 パターンに属さない時系列のパターンの試行もあった。そうした試行では、CDRandom が協力率 0 の定常状態に達する一方、DDRandom は協力率が 0.02 以上の協力率を持つ定常状態に達した。しかし、そうしたことが起きるのは非常に稀であり、そのような挙動を示した試行は、全 $16 \times 4 \times 100 = 6400$ 試行 ($K = 1, 2, \dots, 16, t = 1.2, 1.4, 1.6, 1.8$ の組み合わせである全 16×4 条件で各 100 試行) 中、4 試行のみであった。



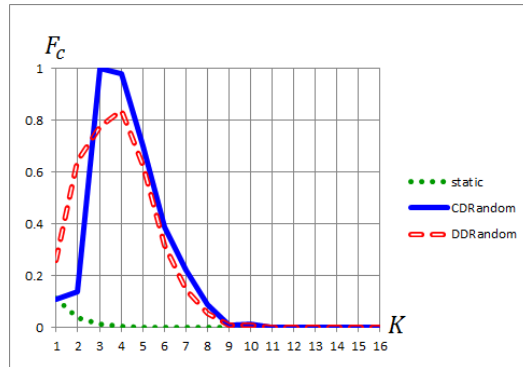
(a) $t = 1.2$



(b) $t = 1.4$



(c) $t = 1.6$



(d) $t = 1.8$

図 3.1: 出次数 vs. 最終的な協力率の 100 試行平均
各図の横軸は出次数 K ，縦軸は，最終的な協力率の 100 試行平均である。

以外でよくみられる典型的な時系列のパターンである。観察された全ての時系列において試行の最初期に協力率が急速に下落していたが、その後の振舞はネットワークの種類とパラメータの値、試行により異なっていた。また、後者の $K = 1$ 、もしくは、 $K = 2, t = 1.8$ 以外の条件においては、CDRandom では全ての試行で 0 もしくは 1 のどちらかの協力率の定常状態に到達していた。

図 3.2(a) のパターンの時系列では、試行の最初期に協力率が急激に下落した直後に、static ではそのまま低い値の協力率の定常状態に達した。一方、CDRandom では僅かに上昇した後そのまま $(0, 1)$ 上の協力率の定常状態に達していた。そして、DDRandom では最初期の下落後に協力率を上昇させ、そのまま $(0, 1)$ 上の協力率の値の定常状態に達していた。その結果、最初期の下落後の協力率の回復・増加の割合は CDRandom より DDRandom の方がずっと大きかった。

図 3.2(b) のパターンの時系列では試行の最初期に協力率が急激に下落し、そのまま全てのネットワークで協力率が 0 もしくは 0.02 未満の協力率の定常状態か吸収状態²¹に達した。

図 3.2(c) のパターンの時系列では試行の最初期に協力率が急激に下落した後、static ではそのまま、もしくは、僅かに協力率が回復してから $(0, 1)$ 上の協力率の値の定常状態に達していた。一方、CDRandom では最初期の下落直後に僅かな上昇をした後、再度乱高下しつつ更に上昇し、最終的に協力率 1 の定常状態に達していた。また、DDRandom では、下落直後にそのまま乱高下しつつ協力率が上昇した。このパターンでの DDRandom の時系列ではその後、協力率が $0.4 \sim 0.6$ 付近で緩慢な変化をするケースや、乱高下の下落時にそのまま協力率 0 の吸収状態に達するケースなど様々な振舞が観察されたが、最終的に到達する定常状態もしくは吸収状態の協力率はほとんどのケースで 1 未満だった。

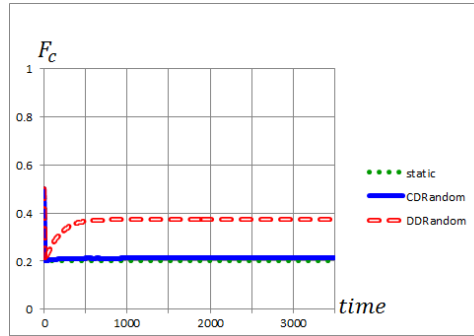
以上の結果のうち、CD N/W と DD N/W での比較に関する結果をまとめると、以下のようになる。

- $K = 1$ 、もしくは、 $K = 2, t = 1.8$ のケースでは、DD N/W は CD N/W より協力の進化を促進。
- それ以外のケースでは、CD N/W は DD N/W より協力の進化を促進。

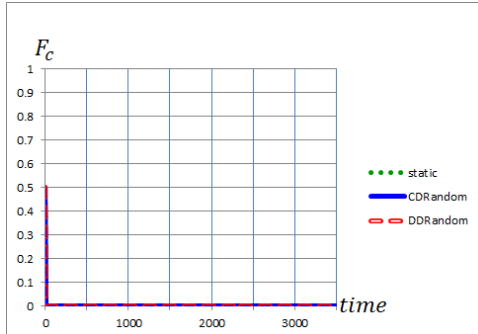
このような結果が生じた原因について考えると、その大きな原因の一つは以下だと考えられる。

- $K = 1$ 、もしくは、 $K = 2, t = 1.8$ のケースでは、CD N/W は $(0, 1)$ の範囲の協力率の定常状態に達する。
- それ以外のケースでは、CD N/W は協力率 1 の定常状態に達する。

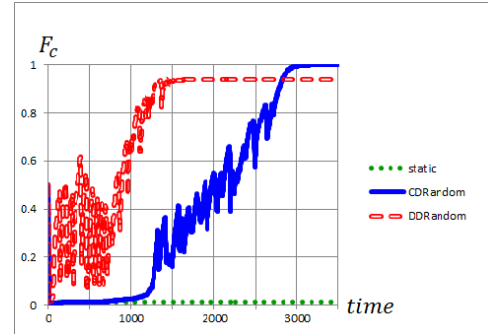
²¹後述するように、本研究では、定常状態を「行動とネットワーク構造の両方が変化しない状態」として定義したため、協力率 0 の DDRandom は定常状態ではない。なぜなら、協力率 0 の DDRandom では行動は変化しないが、ネットワーク構造は変化するためである。しかし、協力率 0 の状態に DDRandom が達すると、協力率が変化することはない。そこで、本研究では、このような状態を吸収状態と呼ぶこととする。



(a) $K = 1$, もしくは, $K = 2, t = 1.8$ での典型的な時系列



(b) $K = 1$, もしくは, $K = 2, t = 1.8$ 以外での典型的な時系列 (1)



(c) $K = 1$, もしくは, $K = 2, t = 1.8$ 以外での典型的な時系列 (2)

図 3.2: 比較 1 における協力率の時系列の例
各図の横軸は期, 縦軸は協力率である .

ではなぜ CD N/W は $K = 1$, もしくは, $K = 2, t = 1.8$ において 1 未満の協力率の定常状態に達し, それ以外では協力率 1 の定常状態に達するのであろうか?

この疑問に答えるために, 以下ではまず [39] が用いた手法を応用して, CDRandom における定常状態の定義と集団内のクラスターの維持条件の分析を行う. そしてその後, その分析結果を基に, 両クラスターの上部が共存・維持され続ける可能性が高い状況²²を示す. そして, 最後に, 計算機実験において, 両クラスターの上部が共存・維持され続けている状況が生じていたことを確認し, そうした状態が最後まで維持され続けた場合とされなかった場合を比較することで, 上の問いに答える.

²²両クラスターの上部が共存・維持され続ける状況とは, 言い換えれば, 集団が特定の N/W 構造と $(0, 1)$ 上の特定の値の協力率を同時に維持し続ける状況のことである.

CDRandom における定常状態の定義とクラスターの維持条件の分析

上で述べたように、ここではまず、CDRandom における定常状態の定義とクラスターの維持条件の分析を行う。より具体的にはまず、集団のある状態が、切断頻度が正である CDRandom 上での定常状態であるための条件を明らかにする。ここで、定常状態とは、集団全体で行動とネットワーク構造の両方が時間的に変化しなくなった状態のことである。次に、CDRandom の定常状態において生じる協力者のクラスターがその外部の裏切者からの影響により崩壊²³しないための条件を明らかにする。

CDRandom における定常状態の定義 上述したように、以下では、切断頻度が正である CDRandom の定常状態を明らかにする。CDRandom の定常状態としては以下の3種類が考えられる。

- (i) 集団のエージェント全員が C を選んだ状態
- (ii) 集団のエージェント全員が D を選んだ状態
- (iii) 集団の一部が C を選び残りが D を選んでいるが、 $C-D$ リンクが集団内に1本も存在せず両者の相互作用が一切存在しない状態

実際これら3つのケースでは、各エージェント i の隣人は全員エージェント i と同じ行動を選択している。そのため Imitation Max により誰かの行動が変化することはない。またこれら3つのケースでは、CDRandom において隣人選択を生じさせる $C-D$ リンクが1本も存在しない。そのため、誰かが隣人を変更することでネットワーク構造が変化することもない。以上から、これら3ケースは CDRandom の定常状態であることがわかる。これら3ケースの共通点は「集団内に $C-D$ リンクが1本も存在しない」という点である。

そこで、次に、以下の命題を示す。

命題 1 切断頻度が正の CDRandom が定常状態であるための必要十分条件は、「集団内に $C-D$ リンクが1本も存在しない」である。

証明 まず、上と同様の議論から「集団内に $C-D$ リンクが1本も存在しない」状態は常に CDRandom の定常状態であることがわかる。一方、「集団内に $C-D$ リンクが少なくとも1本存在する」状態では、 $C-D$ リンクを持った協力者は一定の確率でそのリンクを切断し隣人を変更する。このため、「集団内に $C-D$ リンクが少なくとも1本存在する」状態は CDRandom の定常状態ではない。つまり、「集団内に $C-D$ リンクが少なくとも1本存在する」状態で、CDRandom の定常状態は存在しない。よって、このことから、集団が CDRandom の定常状態にあるならば集団内に $C-D$ リンクが1本も存在しないことがわかる。

(証明終)

²³ クラスターの崩壊の定義については後述する。

そのため、CDRandom を形成する集団内のサブグループがそれ単体で形成する定常的なネットワーク構造としては、「行動 C のクラスター」と「行動 D のクラスター」の 2 つだけを考えればよい (クラスターの定義についてはすぐに後述する) 。

CDRandom におけるクラスターの維持条件 続いて、上で明らかになった CDRandom を形成する集団内の定常的なネットワーク構造 2 種類それぞれの維持条件について分析する。以下では、分析の前準備として、[39]などを基に、いくつかの概念を定義する。

定義 1 エージェント $i \in \mathcal{N}$ の行動を S_i としたとき、以下の 2 つの条件を共に満たす集団内のエージェントの部分集合 $CL_A \subseteq \mathcal{N}$ を「行動 A のクラスター」と呼ぶ。

1. $\forall x, y \in CL_A, S_x = S_y = A \in \{C, D\}$
2. CL_A は連結である。

定義 2 以下の条件 3 つ全てを満たす集団内のエージェントの部分集合 $Ch_A(k) \subseteq \mathcal{N}$ を「エージェント $k \in \mathcal{N}$ から始まる行動 A のチェーン」と呼ぶ。²⁴

1. $k \in Ch_A(k)$
2. $x \in Ch_A(k) \setminus \{k\} \Rightarrow \exists n \in \mathbb{N}, x = \text{Imit}(k)^{(n)}$
3. $\forall x \in Ch_A(k), S_x = A \in \{C, D\}$

ここで、 $\text{Imit}(k) : \mathcal{N} \rightarrow \mathcal{N}$ はエージェント k が *Imitation Max* で行動を模倣する相手エージェント x を返す関数²⁵である。つまり、 $\pi(k)$ と $\nu(k)$ をそれぞれ、 k の得点と k の隣人の集合としたとき、 $\text{Imit}(k)$ は $\text{Imit}(k) = \arg \max_{x \in \nu(k) \cup \{k\}} \pi(x)$ を意味する。また、 $\text{Imit}(k)^{(n)} : \mathcal{N} \rightarrow \mathcal{N}$ はエージェント k に関数 $\text{Imit}(k)$ を n 回 ($n \in \mathbb{N}$) 使用することで得られる相手エージェント y を返す関数であり、 $\text{Imit}(k)^{(1)} = \text{Imit}(k)$ かつ $\text{Imit}(k)^{(2)} = \text{Imit}(\text{Imit}(k))$ である。

定義 3 以下の 2 つの条件の両方満たすエージェント $k \in \mathcal{N}$ を *local maximum* と呼ぶ。

1. $k = \text{Imit}(k)$
2. $\exists m \in \nu(k), k = \text{Imit}(m)$

定義 4 以下の 2 つの条件の両方満たすエージェント $k \in \mathcal{N}$ を *passive local maxima* と呼ぶ。

²⁴ なお、 $0 \notin \mathbb{N}$ である。

²⁵ x とその隣人の中で最大得点を持つエージェントが複数人いる場合、 $\text{Imit}(x)$ は一意に定まらないが、ここでは説明の簡略化のため、 $\text{Imit}(x)$ は一意に定まると想定して定義・記号操作を行う。

1. $k = \text{Imit}(k)$
2. $\forall m \in \nu(k), k \neq \text{Imit}(m)$

定義 5 クラスタ (チェーン) 内の得点が高いエージェントが行動を変化させることを, クラスタ (チェーン) 上部の崩壊と呼ぶ.

定義 6 集団全体の中で最大の得点を持つ協力者と裏切者をそれぞれ, C リーダー α , D リーダー β と呼ぶ. また, 一方, 集団全体の中で最小の得点を持つ協力者と裏切者をそれぞれ, C ボトム γ , D ボトム δ と呼ぶ.

定義 7 以下の 2 つの条件の両方を満たすエージェント $k \in \mathcal{N}$ を *local minimum* と呼ぶ.

1. $k \neq \text{Imit}(k)$
2. $\forall m \in \nu(k), k \neq \text{Imit}(m)$

次に, 上で示された CDRandom を形成する集団内のサブグループがそれ単体で形成する定常的なネットワーク構造 2 種類をそれぞれ少しだけ変化させた場合を考え, 元の定常的なネットワーク構造の維持条件を議論する. より具体的にはまず, C リーダー α を local maximum とした鎖 Ch_C と D リーダー β を local maximum とした D のチェーン Ch_D を考える. つまり, $\alpha \in Ch_C$, $\beta \in Ch_D$ である. そして, その部分集合となるサイズ 3 のサブチェーンとして, $Sub_C(i_0) = \{i_0, i_1, i_2\} \subset Ch_C$ と, $Sub_D(j_0) = \{j_0, j_1, j_2\} \subset Ch_D$ を考える. ここで, $i_1 = \text{Imit}(i_0)$, $i_2 = \text{Imit}(i_1)$, $j_1 = \text{Imit}(j_0)$, $j_2 = \text{Imit}(j_1)$ である. また更に, サブチェーン内のエージェントとは逆の行動を取るエージェント p_D, p_C をサブチェーン内の外部に想定する. そして, 以下の 2 つの状況を考え, 「それぞれの状況においてどのような条件が満たされれば, チェーンの上部が, 次のリンク切断・接続が行われるまで崩壊しないか」を分析する.

- ケース 1. クラスタ上部に外部のエージェントが直接接続した場合: 隣人選択によりチェーンの中で得点が高いエージェント (α, i_2, i_1 のいずれか, もしくは, β, j_2, j_1 のいずれか) とその外部のエージェント (p_D , もしくは, p_C) の間に $C - D$ リンクが形成された場合
- ケース 2. クラスタ下部に外部のエージェントが接続した場合: 隣人選択によりチェーンの中で得点が低いノード (i_0, j_0) とその外部のエージェント (p_D, p_C) の間に $C - D$ リンクが形成された場合

そして, 最後に, これらの分析の結果を基に, CDRandom を形成する集団内のサブグループが安定な形の定常的なネットワーク構造を形成していくための条件と, C クラスタと D クラスタが同時に維持されるための条件について述べる.

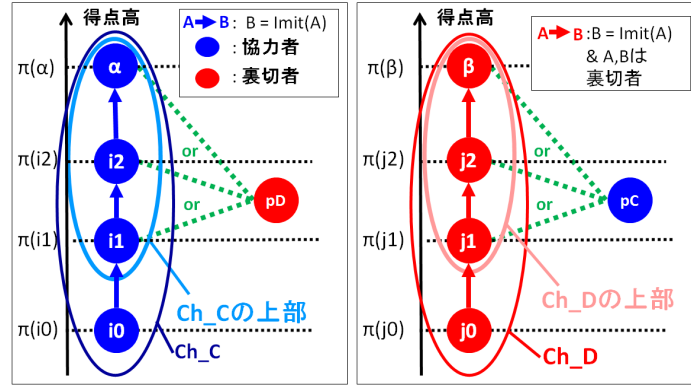


図 3.3: ケース 1

塗りつぶされた青丸と赤丸はそれぞれ協力者と裏切者を表し、縦軸は各人の得点を表す。各人をつなぐ青、緑、赤の線はそれぞれ $C-C$ リンク、 $C-D$ リンク、 $D-D$ リンクを表す。特に、点線は、点線のうち、どれか1つだけ実際に存在していることを意味する。また、青(赤)の円で囲まれた部分は、 C リーダー α を local maximum とした鎖 Ch_C (D リーダー β を local maximum とした鎖 Ch_D) であり、水色の円(ピンクの円)で囲まれた部分は $Ch_C(Ch_D)$ の上部である。

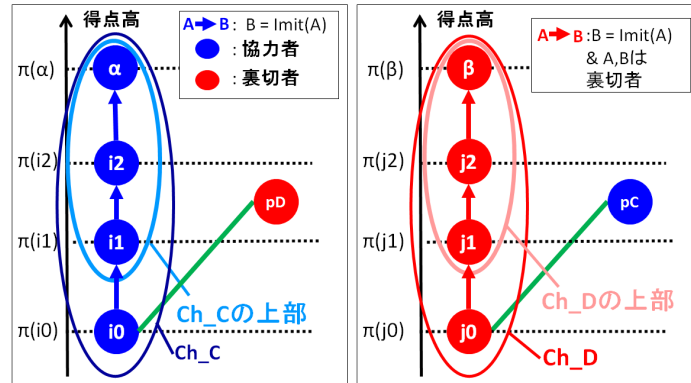


図 3.4: ケース 2

塗りつぶされた青丸と赤丸はそれぞれ協力者と裏切者を表し、縦軸は各人の得点を表す。各人をつなぐ青、緑、赤の線はそれぞれ $C-C$ リンク、 $C-D$ リンク、 $D-D$ リンクを表す。青(赤)の円で囲まれた部分は、 C リーダー α を local maximum とした鎖 Ch_C (D リーダー β を local maximum とした鎖 Ch_D) であり、水色の円(ピンクの円)で囲まれた部分は $Ch_C(Ch_D)$ の上部である。

C のチェーン $Ch_C = \{i_0, i_1, i_2, \dots, \alpha\}$ について

ケース 1: C クラスター上部 $\{i_1, i_2, \dots, \alpha\}$ に外部のエージェントが直接接続した場合

まず、隣人選択により i_2 が p_D に $C-D$ 能動リンクを新たに接続した場合を考える。CDRandom においては、隣人選択は $C-D$ リンク切断によってのみ始まる。そのため、 p_D に接続

する前に i_2 がリンク切断をした相手も p_D であるはずである．このことから，隣人選択以前と以降では i_2 が持つ協力者の隣人の総数は変わらないことがわかる．また，各エージェントの得点は，自身の行動及び自身が持つ協力者と裏切者の隣人の総数のみで決まる．そのため，隣人選択以前と以降では i_2 の得点は変化しないと言える．一方， p_D は， i_2 に接続されることによって，所有するリンクの数が隣人選択以前より 1 つ増え得点も t だけ上昇する．

次に，隣人選択により i_2 が p_D に $C - D$ 受動リンクを新たに接続された場合を考える．上と同様の理由により，この場合も i_2 に接続する前に p_D がリンク切断をした相手も協力者であるはずである．このことから，隣人選択以前と以降では p_D の得点は変化しないと言える．一方， i_2 は p_D に接続されることによって所有するリンクの数が隣人選択以前より 1 つ増えるが，協力者が $C - D$ リンクから得る利得は 0 である．そのため，このケースでは， i_2 の得点も隣人選択以前と以降で変化しない．

最後に，非常に稀な状況ではあるが，隣人選択により， p_D と i_2 の両方が隣人選択により同時に互いへの能動リンクを接続し，その結果， p_D と i_2 の間に新たに双方向の $C - D$ リンクが出来た場合を考える．この場合は，上述した 2 つの状況を組み合わせた状況だと言える．よって，隣人選択の前後で， i_2 側と p_D 側のどちらも得点に変化はない．

以上より，エージェント x の隣人選択以前の g 期の得点をそれぞれ $\pi_g(x)$ としたとき， $\pi_{g+1}(i_2) = \pi_g(i_2)$ と $\pi_{g+1}(p_D) \in \{\pi_g(p_D), \pi_g(p_D) + t\}$ となることがわかる．

一方，Imitation Max のアルゴリズムの定義より，明らかに以下が成り立つ．

命題 2

- (a) $g + 1$ 期において $i_2 = \text{Imit}(p_D)$ ならば，隣人選択により Ch_C 外部の裏切者 p_D と i_2 の間にどんな $C - D$ リンクが形成されようと， Ch_C は維持され， i_2 は p_D を協力者に変え，自身の得点を $+1$ だけ増加させる (図 3.5(a)) ．
- (b) $g + 1$ 期において $\text{Imit}(i_2) = p_D$ ならば， p_D は行動 D を維持し， i_2 を裏切者に変える．また，このとき， i_0, i_1 のように， $\exists n \in \mathbb{N}, i_2 = \text{Imit}(y)^{(n)}$ となるような協力者 y が存在したとすると， i_2 から y の間での D の模倣の伝搬を実現している $C - D$ リンクがその伝搬の途中で切断されてしまわない限り，最終的には，こうした協力者 y はすべて裏切者に変化することになる (図 3.5(b)) ．
- (c) $g + 1$ 期において $i_2 \neq \text{Imit}(p_D)$ ，かつ， $\text{Imit}(i_2) \neq p_D$ ならば， p_D と i_2 はどちらも現在の行動を維持し，最終的には，この $C - D$ リンクは再切断されることになる (図 3.5(c)) ．

なお，この結果は， i_2 に限らず，この不等式が成り立つすべての協力者に成り立つ．

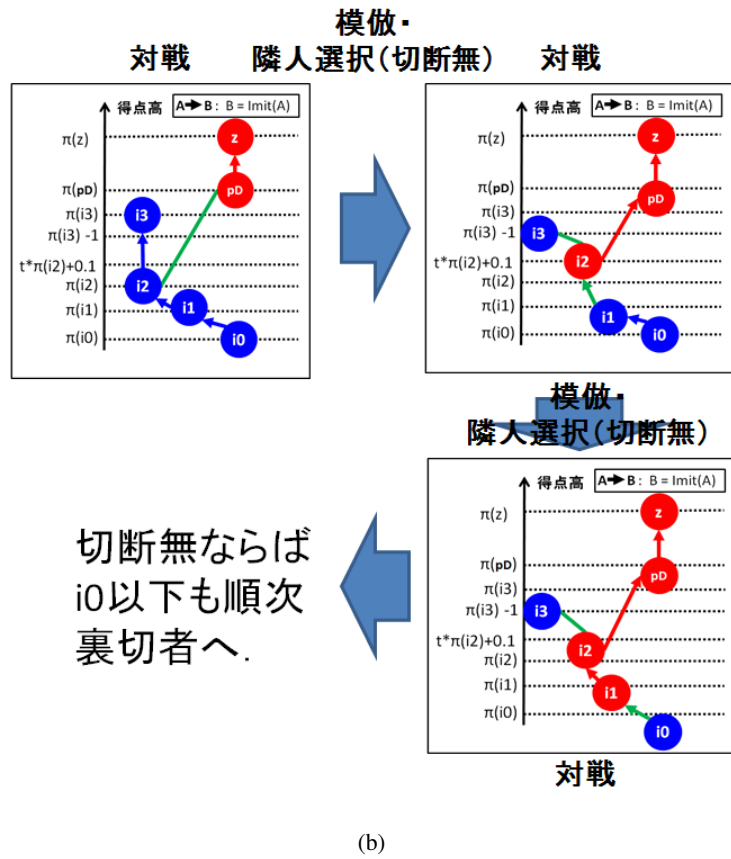
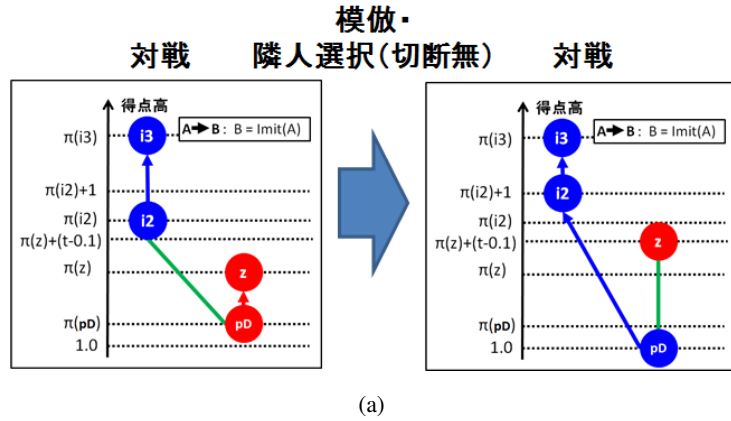


図 3.5: 命題 2

青丸と赤丸はそれぞれ協力者と裏切者を表し、縦軸は各人の得点を表す。各人をつなぐ青, 緑, 赤の線及び矢印はそれぞれ $C - C$ リンク, $C - D$ リンク, $D - D$ リンクを表す。また矢印の向きがたとえば, エージェント A からエージェント B へ矢印が引かれている場合, この矢印の向きはエージェント A がエージェント B を行動選択時に Imitation Max で模倣していることを意味する。

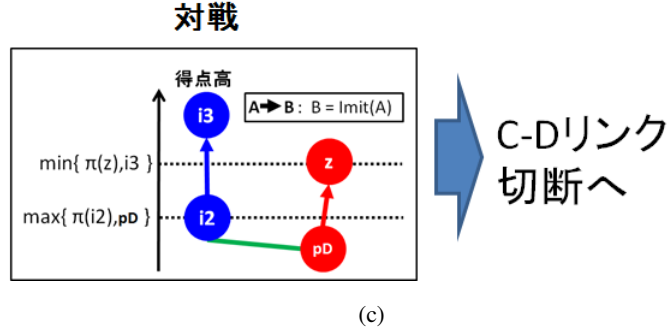


図 3.5: Continued

ケース 2: C クラスター下部 $\{i_0\}$ に外部のエージェントが接続した場合
このケースでは、以下が成り立つ。

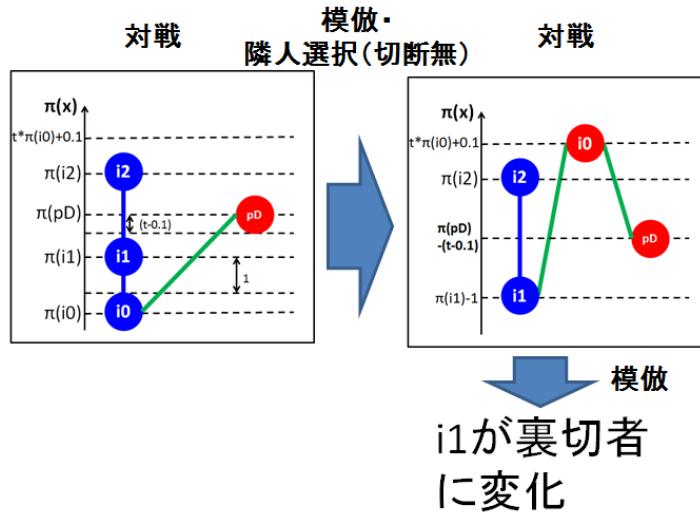
命題 3 隣人選択により i_0 と p_D との間に $C-D$ リンクが形成されたとして、それ以降、 $C-D$ リンクが一切切断されず、かつ、 $\pi_{g+1}(i_1) < \pi_{g+1}(p_D)$, $\pi_{g+1}(i_2) < t \times \pi_{g+1}(i_0) + 0.1$ とする。このとき、最終的には、 i_0 と i_1 は裏切者に変化する (図 3.6(a))。また一方、隣人選択により i_0 と p_D との間に $C-D$ リンクが形成され、それ以降 $C-D$ リンクが一切切断されず、かつ、 $\pi_{g+1}(i_1) < \pi_{g+1}(p_D)$, $\pi_{g+1}(i_2) > t \times \pi_{g+1}(i_0) + 0.1$ とすると、 i_0 は $g+1$ 期で裏切者に変化するが、 i_1 は $g+2$ 期以降でも協力者のままである (図 3.6(b))。

証明 まず、「 p_D が i_0 を裏切者に変えるかどうか」は、命題 2 により決まる。ここで $\pi_{g+1}(i_1) < \pi_{g+1}(p_D)$ が成り立ち、 i_0 が裏切者に変化したとすると、 $C-C$ リンク 1 つから協力者が得る利得は 1 なので、 $g+1$ 期での隣人選択で $C-D$ リンクが一切切断されなければ、 $\pi_{g+2}(i_0) = t \times \pi_{g+1}(i_0) + 0.1$, $\pi_{g+2}(i_1) = \pi_{g+1}(i_1) - 1$ となる。また、ここで、 $\pi_{g+1}(i_2) = \pi_{g+2}(i_2) < \pi_{g+2}(i_0) = t \times \pi_{g+1}(i_0) + 0.1$ とすれば、 i_1 は裏切者となった i_0 の影響で裏切者に変化することとなる。よって、上の命題が成り立つこととなる。

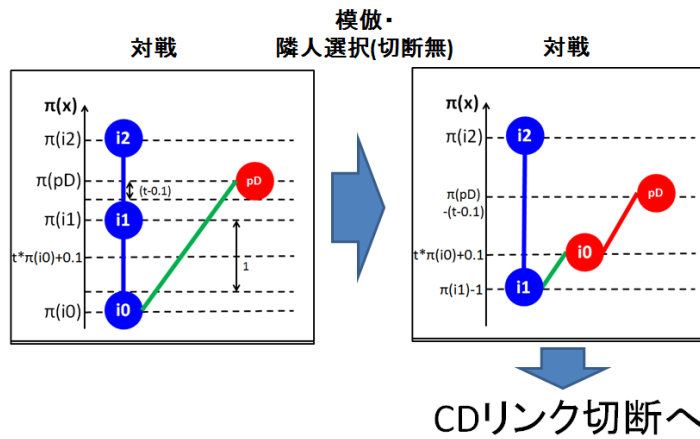
(証明終)

この結果からわかることは、 i_2 の得点が十分に低く、かつ、 i_0 の得点と t が共に十分に大きければ、 p_D が直接チェーンの上部に接続しなくてもクラスターの上部が連鎖的に崩壊してしまうということである。

同様のことは、 i_1 が裏切者に変化し i_2 が模倣している協力者の得点を上回る限り、繰り返して起こる。このようなことが繰り返されないためには、 Ch_C 上のある協力者 x が裏切者に変化しても、 x がその行動を参照している Ch_C 上の協力者 $Imit(x)$ が裏切者に変化しなければ



(a) i_1 が D になる場合



(b) i_1 が D にならない場合

図 3.6: 命題 3

青丸と赤丸はそれぞれ協力者と裏切者を表し、縦軸は各人の得点を表す。各人をつなぐ青、緑、赤の線及び矢印はそれぞれ $C-C$ リンク、 $C-D$ リンク、 $D-D$ リンクを表す。また矢印の向きがたとえば、エージェント A からエージェント B へ矢印が引かれている場合、この矢印の向きはエージェント A がエージェント B を行動選択時に Imitation Max で模倣していることを意味する。

よいし、またそのためには「協力者 $Imit(x)$ と協力者 $Imit(x)^{(2)}$ の得点の差」 $\Omega(Imit(x)) = \pi_{g+1}(Imit(x)^{(2)}) - \pi_{g+1}(Imit(x))$ が十分に大きい必要がある。

D のチェーン $Ch_D = \{j_0, j_1, j_2, \dots, \beta\}$ について

ケース 1: D クラスター上部 $\{j_1, j_2, \dots, \beta\}$ に外部のエージェントが直接接続した場合

まず、隣人選択により p_C に j_2 が $C - D$ の能動リンクを新たに接続した場合を考える。CDRandom において、隣人選択は $C - D$ リンク切断によってのみ始まる。そのため、 p_C に接続する前に j_2 がリンク切断をした相手も協力者であるはずである。このことから、隣人選択以前と以降では j_2 が持つ協力者の隣人の総数は変わらないことがわかる。また、各エージェントの得点は自身の行動及び自身が持つ協力者と裏切者の隣人の総数のみで決まるから、隣人選択以前と以降では j_2 の得点は変化しないと言える。一方、 p_C は、 j_2 に接続されることによって所有するリンクの数が隣人選択以前より 1 つ増える。だが $C - D$ リンクから協力者が得る利得はゼロなので、 p_C の得点も隣人選択以前と以降では変化しないことがわかる。

次に、隣人選択により j_2 が p_C に $C - D$ の受動リンクを新たに接続された場合を考える。上と同様の理由により、この場合も j_2 に接続する前に p_C がリンク切断をした相手も裏切者であるはずである。このことから、隣人選択以前と以降では p_C の得点は変化しないと言える。一方、 j_2 は p_C に接続されることによって所有する $C - D$ リンクの数が増えるが、このリンクから p_C が得る利得は t である。そのため、このケースでは、 j_2 の得点は隣人選択以前と以降で t だけ上昇する。

最後に、非常に稀な状況ではあるが、隣人選択により、 p_C と j_2 の両方が隣人選択により同時に互いへの能動リンクを接続し、その結果、 p_C と j_2 の間に新たに双方向の $C - D$ リンクが出来た場合を考える。この場合は、上述した 2 つの状況を組み合わせた状況だと言える。よって、隣人選択の前後で、 p_C 側にも j_2 側にも得点の変化はない。

以上より、エージェント x の隣人選択以前の g 期の得点をそれぞれ $\pi_g(x)$ としたとき、 $\pi_{g+1}(p_C) = \pi_g(p_C)$ と $\pi_{g+1}(p_D) \in \{\pi_g(p_D), \pi_g(p_D) + t\}$ となることがわかる。

一方、命題 2 と同様、Imitation Max のアルゴリズムの定義より、明らかに以下が成り立つ。

命題 4

(a) $g + 1$ 期において、 $j_2 = \text{Imit}(p_C)$ ならば、隣人選択により Ch_D 外部の協力者 p_C と j_2 の間にどんな $C - D$ リンクが形成されようと、 Ch_D は維持され、 j_2 は p_C を裏切者に変える。このとき、「 j_2 の得点が増加するか減少するか」は形成された $C - D$ リンクの種類とその形成方法に依存する。より具体的には、以下の形で決まる (図 3.7(a))。

- j_2 が p_C に能動リンクを接続した場合には、 j_2 の得点は $-(t - 0.1)$ だけ増加する。
- j_2 が p_C に受動リンクを接続された場合には、 j_2 の得点は $+0.1$ だけ増加する。
- p_D と j_2 の両方が同時かつ相互に能動リンクを接続し、その結果、両者の間に双方向リンクが形成された場合には、 j_2 の得点は $-(t - 0.1)$ だけ増加する。

(b) $g + 1$ 期において、 $\text{Imit}(j_2) = p_C$ ならば、隣人選択によって j_2 と p_C の間にどんな $C - D$ リンクが形成されようと、そのリンクの種類に関わらず、 j_2 は協力者に変化し、 j_2 の得点

は隣人選択以前の得点に関わらず必ず 1 になる．また，このとき， $j_2 = \text{Imit}(j_1)$ を満たす裏切者 j_1 が存在したとすると， j_1 の得点は得点 1 の j_2 より高くなる．そして，それ以降の挙動については， j_2 が元々模倣していた裏切者を j_3 としたときの $\pi_{g+1}(j_3) + (t - 0.1)$ と $\pi_{g+1}(p_C) + 1$ の大小関係により異なる (図 3.7(b)) ．

- $\pi_{g+1}(j_3) + (t - 0.1) \leq \pi_{g+1}(p_C) + 1$ ならば， j_2 が協力者のまま維持され，最終的には， j_2 と D クラスターの中の $C - D$ リンクが切断される．
- $\pi_{g+1}(j_3) + (t - 0.1) \geq \pi_{g+1}(p_C) + 1$ ならば， j_2 が再度裏切者に戻る．そしてこのような振動が $C - D$ リンクが切断されるまで繰り返される．

(c) $g + 1$ 期において， $j_2 \neq \text{Imit}(p_C)$ ，かつ， $\text{Imit}(j_2) \neq p_C$ ならば， p_C と j_2 はどちらも現在の行動を維持し，最終的には，この $C - D$ リンクは再切断されることになる (図 3.7(c)) ．

なお，この結果は， j_2 に限らず，この不等式が成り立つすべての裏切者に成り立つ．

ケース 2： D クラスター下部 $\{j_0\}$ に外部のエージェントが接続した場合
このケースでは，以下が成り立つ．

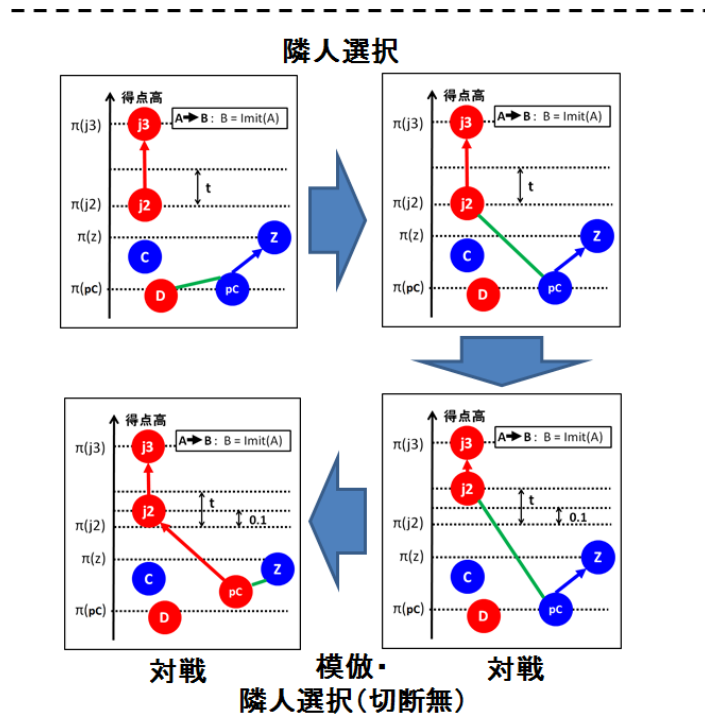
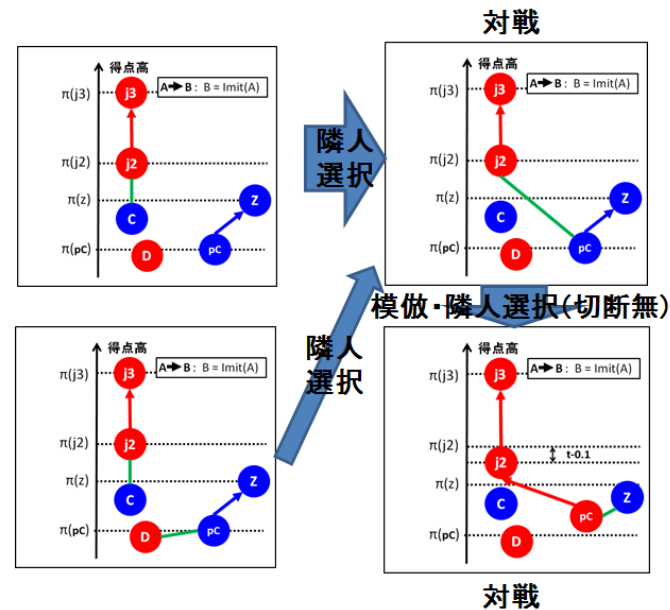
命題 5 隣人選択により j_0 と p_C との間に $C - D$ リンクが形成されたとして，それ以降， $C - D$ リンクが一切切断されず，かつ， $\pi_{g+1}(j_1) < \pi_{g+1}(p_C)$ とする．このとき， $g + 1$ 期において， j_0 が協力者に変化する．そして，その後の挙動は j_1 と p_C の上下関係によって異なる．しかし，どちらにせよ， i_1 は $g + 2$ 期以降でも協力者のままである．

- (a) $\pi_{g+1}(j_1) + (t - 0.1) < \pi_{g+1}(p_C) + 1$ ならば， j_1 と j_0 の間の $C - D$ リンクが切断されるまでこの状態が維持される (図 3.8(a)) ．
- (b) $\pi_{g+1}(j_1) + (t - 0.1) > \pi_{g+1}(p_C) + 1$ ならば， j_0 が再度裏切者に戻る．そしてこのような振動が $C - D$ リンクが切断されるまで繰り返される (図 3.8(b)) ．

証明 まず，「 p_C が j_0 を協力者に変えるかどうか」は，上で述べた j_2 が $C - D$ リンクで p_C と繋がった場合と同様，命題 4 により決まる．ここで $\pi_{g+1}(j_1) < \pi_{g+1}(p_C)$ が成り立ち， j_0 が協力者に変化したとすると， $g + 1$ 期での隣人選択で $C - D$ リンクが一切切断されなければ， $\pi_{g+2}(j_0) = 1$ ， $\pi_{g+2}(j_1) = \pi_{g+1}(j_1) + (t - 0.1)$ となる．よって，上の命題が成り立つこととなる．

(証明終)

この命題 5 から， $j_1 \neq \text{Imit}(j_1) = j_2$ となる D クラスターが持つ $C - D$ リンクの数 が 1 本だけであるならば，少なくとも新たなリンク切断・接続が発生するまでこの D クラスターの上部は下部から連鎖崩壊しないことがわかる．

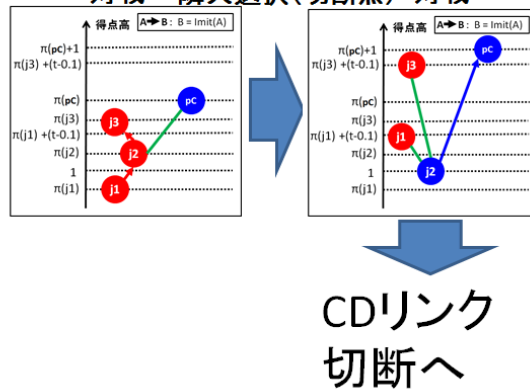


(a)

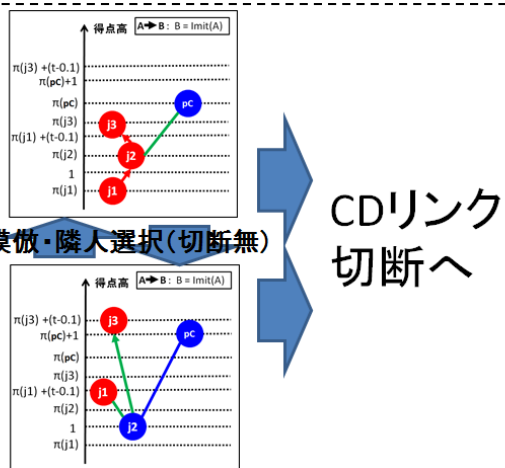
図 3.7: 命題 4

青丸と赤丸はそれぞれ協力者と裏切者を表し、縦軸は各人の得点を表す。各人をつなぐ青、緑、赤の線及び矢印はそれぞれ $C - C$ リンク、 $C - D$ リンク、 $D - D$ リンクを表す。また矢印の向きがたとえば、エージェント A からエージェント B へ矢印が引かれている場合、この矢印の向きはエージェント A がエージェント B を行動選択時に Imitation Max で模倣していることを意味する。

模倣・
対戦 隣人選択(切断無) 対戦

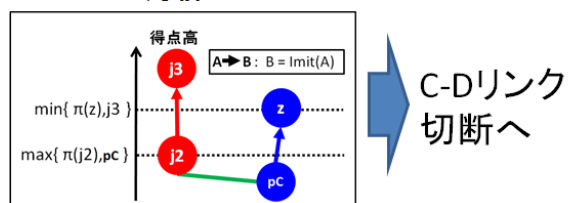


模倣・隣人選択(切断無)



(b)

対戦



(c)

図 3.7: Continued

C クラスターと D クラスターの上部が共存・維持されるための条件

ここでは、これまでの分析の結果から、 C クラスターと D クラスターの上部が共存・維持されるための条件について考える。これまでにやってきた分析から、クラスター上部の崩壊の仕方には大きく分けて以下の 2 種類があることがわかる。

- クラスター上部 $(\alpha, i_2, i_1, \beta, j_2, j_1)$ からのクラスター上部の直接崩壊： $C(D)$ クラスター上部に、裏切者(協力者)が直接繋がることで、クラスター上部が崩壊するケース。
- クラスター下部 (i_0, j_0) からのクラスターの上部の間接崩壊： $C(D)$ クラスター下部に裏切者(協力者)が繋がり、クラスター下部の崩壊が上部に連鎖することで、クラスター上部が崩壊するケース。

このクラスター上部の崩壊の分類とこれまでの分析の結果を基にすれば、以下の 4 種類のクラスター上部の崩壊全てを阻止し続けられれば、両クラスターの上部は共存・維持しうると考えられる。

- 崩壊ケース 1: C クラスター上部の直接崩壊
- 崩壊ケース 2: C クラスター上部の間接崩壊
- 崩壊ケース 3: D クラスター上部の直接崩壊
- 崩壊ケース 4: D クラスター上部の間接崩壊

ここで、ケース 1, 2, 3, 4 の崩壊が起きないための条件はそれぞれ、命題 2,3,4,5 で述べられたものであり、特に、命題 5 は、 $C-D$ リンクが 1 本しかない場合にはケース 4 の崩壊はどのような条件でも起きないことを示している。

そこで、命題 2,3,4,5 の結果を合わせることで、以下のことが言える。

命題 6 互いに分離した C クラスターと D クラスターが存在し、各クラスターからそれぞれ任意の協力者 i_1 、裏切者 j_1 を選び、 $i_1 = \text{Imit}(i_0)$ を満たす協力者 i_0 が存在したと仮定する。また更に、 i_0 と j_1 、もしくは、 i_1 と j_1 の間のどちらかに $C-D$ リンクが 1 本だけ存在すると仮定する。このとき、 i_0, i_1, j_1 が以下の 3 つの条件全てを同時に満たすなら、新たなリンク切断・接続が行われるまで、両クラスターの上部は共存・維持される。

条件 1. $g+1$ 期で協力者 i_1 と裏切者 j_1 の間に $C-D$ リンクがあるならば、 $\text{Imit}(j_1) \neq i_1$ を満たし、 D クラスター上部が直接崩壊しない。

条件 2. $g+1$ 期で協力者 i_1 と裏切者 j_1 の間に $C-D$ リンクがあるならば、 $\text{Imit}(i_1) \neq j_1$ を満たし、 C クラスター上部が直接崩壊しない。

条件 3. $g + 1$ 期で協力者 i_0 と裏切者 j_1 の間に $C - D$ リンクがあるならば, $\pi_{g+1}(i_2) > t \times \pi_{g+1}(i_0) + 0.1$ を満たし, C クラスター上部が間接崩壊しない.

C クラスターと D クラスターの上部が共存・維持され続ける可能性が高い状況

上述の議論から CDRandom が命題 10 の条件 1.,2.,3. を満たし続ける限り, 両クラスターの上部は共存・維持されることがわかる. では, 命題 6 の条件 1.,2.,3. を満たし続ける状態の具体例としてはどのような状態があるのだろうか?

具体的には, 以下の 3 つの性質を満たした状態が維持され続けるならば, 上の条件それぞれを満たすと考えられる.

性質 1. $C - D$ リンクで繋がった協力者と裏切者の間では, 裏切者の方が協力者より得点が高い.

性質 2. 得点の高い協力者を超える高い得点を持った裏切者がいない.

性質 3. $C - D$ リンクを持つ協力者の得点が十分に低く, その協力者が裏切者になった場合の得点の増加量が低い.

以下では, これらの性質について説明する.

まず性質 1. についてであるが, 性質 1. は命題 6 の条件 1. を満たした状況の特殊ケースである. そのため, 性質 1. を満たせば命題 6 の条件 1. が満たされ, D クラスター上部が直接崩壊しないのは明らかである. 次に性質 2. についてであるが, これも明らかであろう. 得点が協力者より十分に高い裏切者がいなければ, C クラスターが上部から崩壊することはあり得ないからである. そして最後に性質 3. についてである. これが成り立てば条件 3. が成り立つのは, 性質 3. を満たせば条件 3. の式の右辺の $t\pi_{g+1}(i_0) + 0.1$ は元々の得点である $\pi_{g+1}(i_0)$ よりそこまで大きくなることはなくなるからである. 以上から, これら 3 つの性質を CDRandom が満たし続けられれば, 両クラスターの上部が維持・共存され続けられると思われる.

本小節の残りでは, この分析結果に対応する状態が計算機実験において発生したことを確認する. そして, その結果を基に, 初期の下落直後に K が低い条件では協力率が 1 未満の正の値の協力率の定常状態に達する一方, それ以外の条件では低い値を抜け出し協力率 1 の定常状態に達する理由を明らかにする.

分析結果に対応する計算機実験での結果の確認

実際に計算機実験の結果を基に調べた結果, K が低く協力率が 1 未満の正の値の協力率の定常状態に達するケースと, それ以外の協力率 1 の定常状態に達するケースの両方で, 試行初期の下落直後のわずかな上昇時に両クラスター上部が長期間共存・維持され続けるための条件全てを満たしている時期があったことが確認された. また, 両者の違いが生じる理由は以下の理由にあることがわかった.

- K が低く協力率が 1 未満の正の値の協力率の定常状態に達するケース：初期の協力率の下落直後にそのまま低い値の協力率の定常状態に達するのは，CDRandom が上の 3 つの性質すべてを満たし続けながら最終的には C クラスタと D クラスタが分離した結果，得点の高い協力者が得点の低い裏切者を侵食できなかったためである．そのため，定常状態に達した後も協力者は裏切者より平均得点が高い．
- それ以外において協力率 1 の定常状態に達するケース：初期の下落直後に，低い値で一度踊り場に達して非常に緩慢なスピードで協力率を増加させた後再度協力が進化するのは，得点の低い協力者が隣人選択により時間をかけて $C - C$ リンクを増やし自分の得点を少しずつ上昇させることで，上の性質 1 が満たされなくなり，その結果，協力率が上昇していくためである．そのため， D クラスタ内の各裏切者の得点が減少せずとも，協力者側の得点は上昇し，その結果，最終的には， D のクラスタは崩壊を始め，協力率が増加していくことになる．

以下では，この両ケースについて具体的に見てみる．

K が小さく，協力率が 1 未満の正の値の協力率の定常状態に達するケース

このケースについて起きていることについて確認するために $K = 1, t = 1.8$ のある試行での時系列の C クラスタのネットワーク構造の変化を調べた．その結果が図 3.10 である．図 3.10 を見ると，協力者が性質 1, 2, 3. すべてを満たし続けながら，徐々に $C - D$ リンクを切断していき， C クラスタが裏切者から分離されていっていることがわかる．実際，図 3.10 の最後にかかれた 536 期を見ると，裏切者がこの C クラスタの構成員の隣人にいないことがわかるが，この時系列で最終的に到達した定常状態での協力率は 0.112 であり集団内の多数派は裏切者だった．また，裏切者の得点は，協力者達より多くの場合低かった．これらのことから，この時系列では，協力者が裏切者とのリンクを一切持たなくなり裏切者を侵食できない状態に達してしまったことがわかる．

協力率 1 の定常状態に達するケース

続いて，協力率 1 の定常状態に達するケースで起きていることを確認するために， $K = 4, t = 1.6$ のある試行での時系列の C クラスタのネットワーク構造の変化を調べた．その結果が図 3.11 である．最初の 5 期の時点ではエージェント 2 は，協力者の隣人を 1 名持つのみである．しかし，エージェント 2 は時間をかけて，受動の $C - D$ リンクを切断し能動の $C - D$ リンクを $C - C$ リンクに交換することで得点を増加させ，816, 817 期では，性質 1. を満たさなくなることで，その前の時点で裏切者だったエージェント 18 を協力者に変えることに成功している．こうしたプロセスにより， $K > 2$ の CDRandom では，初期の下落直後に協力率が緩慢な変化をした後に再度上昇していくのだと考えられる．²⁶

²⁶なお，付録 K では，集団サイズが 100 の小集団でのある試行を例にとり，CDRandom において協力率 1 の定常状態に達するケースの時系列での行動とネットワーク構造のダイナミクスの全体を概観している．CDRandom

3.3.2 ネットワーク間比較 2 : CDRandom vs. CDPreferential

最終的な協力率と協力率の時系列

前述したようにまず、CDRandom, CDPreferential の 2 種類のネットワークについて、各パラメータ設定 $K = 1, 2, \dots, 16$ 及び $t = 1.2, 1.4, 1.6, 1.8$ での最終的な協力率を比較した。図 3.12 は、各 t での出次数 K に対する最終的な協力率の 100 試行平均である。この図を見ると、CDRandom と CDPreferential の協力率にはほとんど差がないのは明らかである。実際、各パラメータ設定での平均協力率を詳細に見たところ、 $K = 1$ 、もしくは、 $K = 2, t = 1.8$ を除く他の全てのパラメータ設定において、両ネットワークの各試行の時系列は全て 0 か 1 のどちらかの値の協力率の定常状態に到達し、かつ、その最終的な協力率は、全試行で両ネットワークにおいて完全に一致した。この結果はどのようにして生じたのだろうか？

この結果を調査するために、前節と同様、 $K = 1, 2, \dots, 16, t = 1.2, 1.4, 1.6, 1.8$ の各条件での時系列を調査した。典型的な時系列のパターンの例を示したのが図 3.13(a), 3.13(b), 3.13(c) である。図 3.13(a) は、 $K = 1, t = 1.2$ のある試行での時系列であり、 $K = 1$ 、もしくは、 $K = 2, t = 1.8$ で見られる最も典型的な時系列のパターンである。また、図 3.13(b), 3.13(c) はそれぞれ、 $K = 4, t = 1.8$ のある試行と $K = 4, t = 1.6$ のある試行での時系列であり、 $K = 1$ 、もしくは、 $K = 2, t = 1.8$ 以外でよくみられる典型的な時系列のパターンである。この 3 つのどの図においても、最終的な協力率だけでなく、時系列においても、両ネットワークに大きな差は見いだせない。²⁷ そのため、上で得られた結果を素直に解釈すると、CDpreferential の時系列の挙動も前節で CDRandom に対して行ったのと同じ説明で基本的には理解可能だと思われる。つまり、この 2 つの時系列のパターンにおいて両ネットワークに違いが見られないのは、接続相手選択の違いの効果が生じる前に、切断相手選択の様式である $C-D$ リンク切断の効果によって集団が定常状態に達してしまったためと考えることができる。

しかし一方で、先行研究の [4] と [29] により、以下のことが明らかになっていた。

- 優先的選択を用いたネットワーク生成アルゴリズムである Barabasi-Albert モデルは、ネットワーク上の各ノードが持つ隣人の総数 (次数) の分布がベキ乗則に従う構造を持つスケールフリー・ネットワークを生成する。
- スケールフリーネットワークは、一次元格子ネットワークや静的なランダム・ネットワークよりより強く協力の進化を促進する。

これらの先行研究での結果に基づけば、CDpreferential はスケールフリー・ネットワークを形成し、その結果、CDpreferential は CDRandom よりも協力の進化を促進することが予想される。上で得られた「CDpreferential と CDRandom の接続相手選択の様式の違いは協力率に大

において協力率 1 の定常状態に達するケースの時系列での行動とネットワーク構造のダイナミクスの全体を概観したい方はそちらを参照していただきたい。

²⁷ なお、図 3.13(b) においては CDRandom の方が CDPreferential の協力率 1 の定常状態に達する時期が早い。だが、他のケースを見てみると、一般にどちらの方が定常状態に達するスピードが早いかは各試行によって異なっていたし、また、その試行平均を比較してもどちらが定常状態に達するスピードが速いかはパラメータ設定によって異なっていた。

きな差はない」という結果はこの予想に反している．本当に，接続相手選択の違いは，集団の挙動に何も影響を与えないのだろうか？

そこで，接続相手選択の違いによるネットワーク構造への影響を見るために， $K = 4, t = 1.8$ で協力率 1 の定常状態に達した試行，協力率 0 の定常状態に達した試行のそれぞれで到達した定常状態でのネットワーク構造の度数分布の試行平均を調査した．その結果を両対数グラフとして描いたものが図 3.14(a), 3.14(b) である．図を見ると，協力率 0 の定常状態に達した試行では両者に違いはないが，協力率 1 の定常状態に達した試行では，CDPreferential にのみベキ乗則の傾向性が見て取れる．このことから，接続相手選択の違いは，協力率 0 の定常状態に達した試行では最終的なネットワーク構造に影響を与えていないが，協力率 1 の定常状態に達した試行ではネットワーク構造に影響を与えていることがわかる．

3.4 考察

上で述べたように，我々は以下の結果を得た．

1. 大規模集団上の CDRandom と DDRandom の両動的ネットワークと静的な static が協力の進化を促進する度合いの順番は以下のようになる．
 - 1-1. ほとんどのケース (出次数 K が $K = 1$ ，かつ，裏切者が協力者から得る利得 t が $t = 1.8$ のケース以外) で，CDRandom と DDRandom の両動的ネットワークは static よりも協力の進化を促進する．
 - 1-2. ほとんどのケース ($K = 1$ のケース，もしくは， $K = 2, t = 1.8$ のケース以外) で，CDRandom は DDRandom よりも協力の進化を促進する．
2. 大規模集団での協力が進化し最終的に協力者が生き残った試行では，CDPreferential はスケールフリー構造を持ったネットワークを形成するが，CDPreferential が協力の進化を促進する度合いは CDRandom と同程度である．

まず，ネットワーク間比較 1 により，CDRandom は， $K > 2$ で，DDRandom 及び static よりも協力の進化を促進することがわかった．CDRandom におけるクラスターの維持条件の分析を基にした考察から， $K > 2$ で CDRandom が DDRandom より協力を進化させるのは，後者と異なり，前者では 0 と 1 以外の協力率を持った定常状態が不安定なことが影響していると考えられる．また，この結果は， $K > 2$ では現実の人間が従う主に従う切断相手選択の様式である $C-D$ リンク切断がそれ単体でも協力の進化に有効であることを示している．ここで，当然， $K > 2$ という条件がついていることに注意が向かう．しかし，日常の感覚からすると， $K > 2$ ，つまり，友人の数が 4 人以下である人がこの社会の多数派だとは思えない．そのため，それほどこの条件は現実的には満たすのが難しい条件ではないと思われる．実際たとえば，[48] によると，青年期の各国の仲が良い友人数の平均を見ると，6.6 人から 8.2 人程度となっており，この感覚が妥当であることがわかる．

次に、ネットワーク間比較 2 により、協力が進化した試行において、CDPreferential はスケールフリー構造を持ったネットワークを形成するが、CDPreferential が協力の進化を促進する度合いは CDRandom と同程度であることがわかった。この結果は、優先的選択のアルゴリズムによるネットワーク構造への影響と、優先的選択のアルゴリズムによる協力の進化への影響の 2 点から考えることができる。まず、優先的選択のアルゴリズムによるネットワーク構造への影響については、先行研究の [4] により、成長と優先的選択の 2 つによりスケールフリー構造が形成されることがわかっていた。しかし、今回の結果から、動的ネットワーク上での囚人のジレンマ・ゲームにおいては、協力が進化する試行では成長なしの優先的選択だけでもスケールフリー構造が形成されることがわかった。次に、優先的選択のアルゴリズムによる協力の進化への影響についてであるが、優先的選択は協力の進化を促進しないことが明らかになった。先行研究の [29] により静的なスケールフリー構造を持ったネットワーク上では、協力の進化が促進されることがわかっていたが、今回の結果から、スケールフリー構造の形成過程においては、その形成過程が協力の進化を促進するわけではないことが示された。

3.5 結論

近年、動的ネットワーク上での互惠に関する研究が行われている。その研究の多くは計算機実験研究であるが、それらの計算機実験研究で用いられるエージェントモデルは、現実世界の人間の行動の様式に基づいたものではない。一方、前章では被験者実験により「動的ネットワーク上の囚人のジレンマ・ゲームにおいてどんな隣人選択のアルゴリズムに現実の人間が従っているか」を調査した。そこで本章では、前章で得られた結果を基にしたモデルを用いて、計算機実験を行い、動的ネットワークによる協力の進化への影響を調べた。得られた結果は以下の通りである。

1. 大規模集団上の CDRandom と DDRandom の両動的ネットワークと静的な static が協力の進化を促進する度合いの順番は以下の通りである。
 - 1-1. ほとんどのケース (出次数 K が $K = 1$ 、かつ、裏切者が協力者から得る利得 t が $t = 1.8$ のケース以外) で、CDRandom と DDRandom の両動的ネットワークは static よりも協力の進化を促進する。
 - 1-2. ほとんどのケース ($K = 1$ のケース、もしくは、 $K = 2, t = 1.8$ のケース以外) で、CDRandom は DDRandom よりも協力の進化を促進する。
2. 大規模集団での協力が進出し最終的に協力者が生き残った試行では、CDPreferential はスケールフリー構造を持ったネットワークを形成するが、CDPreferential が協力の進化を促進する度合いは CDRandom と同程度である。

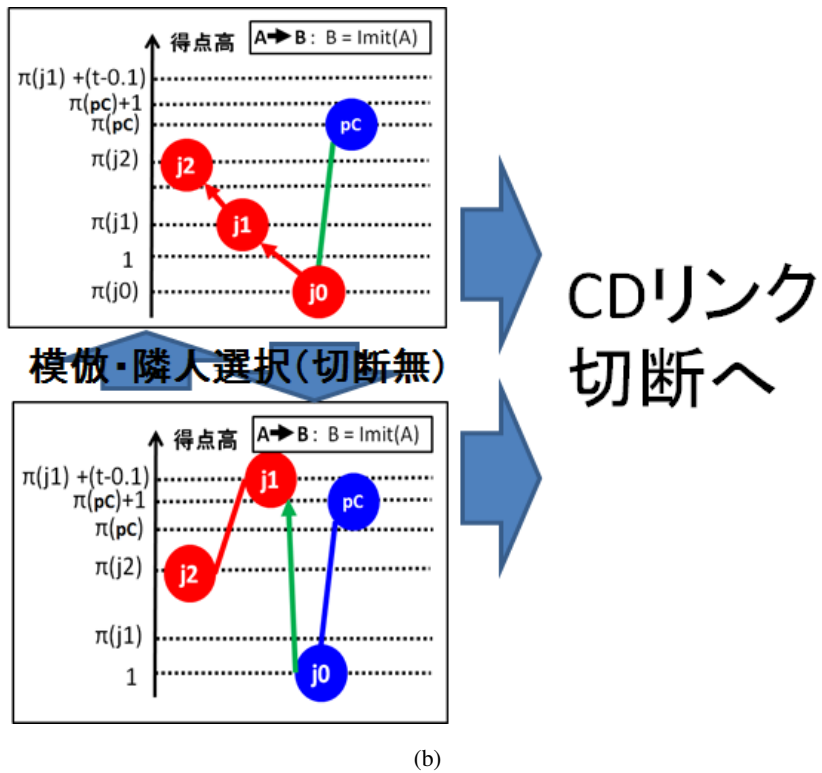
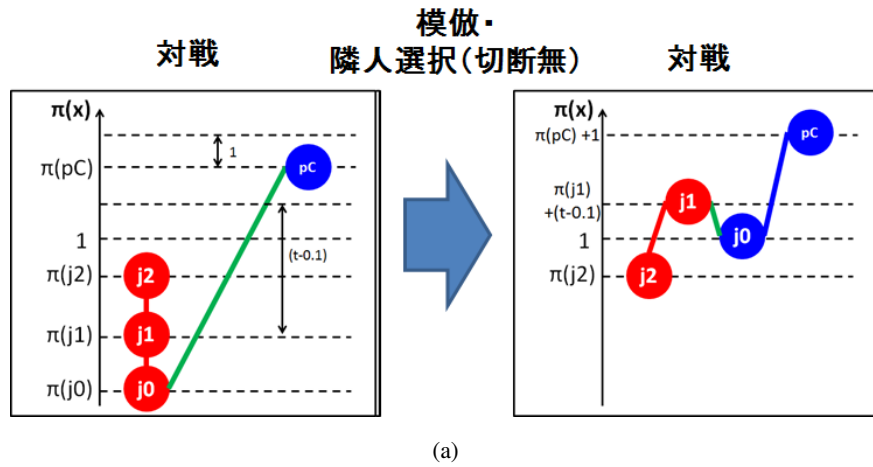


図 3.8: 命題 5

青丸と赤丸はそれぞれ協力者と裏切者を表し、縦軸は各人の得点を表す。各人をつなぐ青、緑、赤の線及び矢印はそれぞれ $C - C$ リンク、 $C - D$ リンク、 $D - D$ リンクを表す。また矢印の向きがたとえば、エージェント A からエージェント B へ矢印が引かれている場合、この矢印の向きはエージェント A がエージェント B を行動選択時に Imitation Max で模倣していることを意味する。

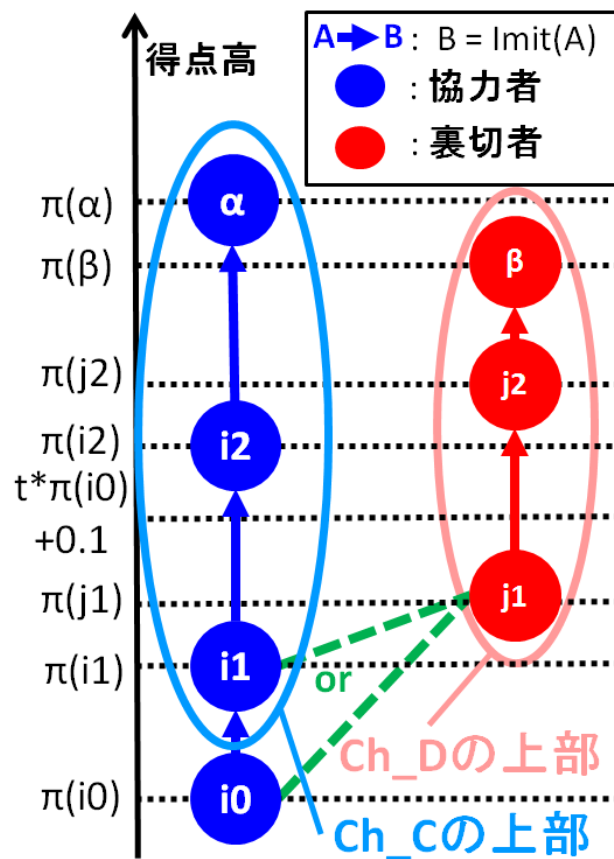
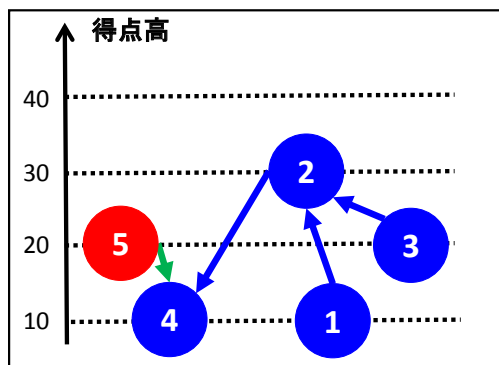
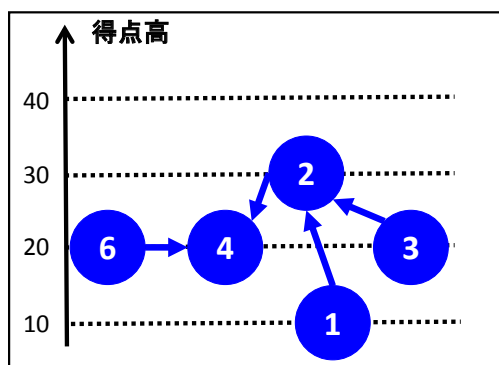


図 3.9: 命題 6

塗りつぶされた青丸と赤丸はそれぞれ協力者と裏切者を表し、縦軸は各人の得点を表す。各人をつなぐ青、緑、赤の線はそれぞれ $C-C$ リンク、 $C-D$ リンク、 $D-D$ リンクを表す。特に、点線は、点線のうち、どれか1つだけ実際に存在していることを意味する。また、水色の円（ピンクの円）で囲まれた部分は、 C リーダー α を local maximum とした鎖 Ch_C (D リーダー β を local maximum とした鎖 Ch_D) の上部である。



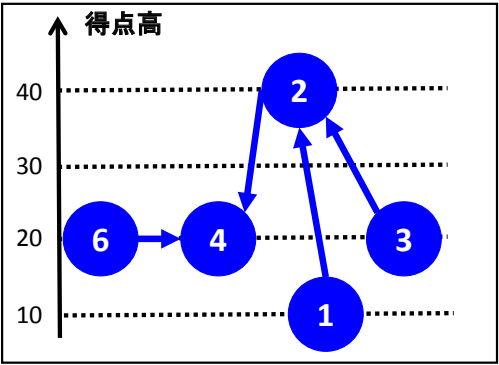
(a) 1 期



(b) 526 期

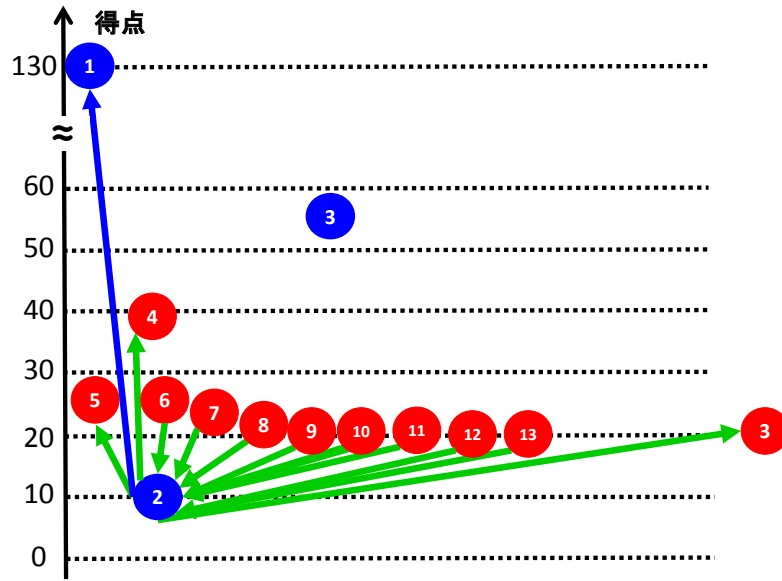
図 3.10: CDRandom における $K = 1, t = 1.8$ の 1 試行目の最初期の下落時及び下落後での C クラスターの形成過程

各図はある試行の計算機実験の各期で実際に観察されたネットワークダイナミクスを集団の一部のみ取り出し図示したものである。青丸と赤丸はそれぞれ協力者と裏切者を表し、縦軸は各人の得点を表す。各人をつなぐ青、緑、赤の線及び矢印はそれぞれ $C-C$ リンク、 $C-D$ リンク、 $D-D$ リンクを表す。また矢印の向きがたとえば、エージェント A からエージェント B へ矢印が引かれている場合、この矢印の向きはエージェント A が自分の能動リンクをエージェント B につなげていることを意味する。

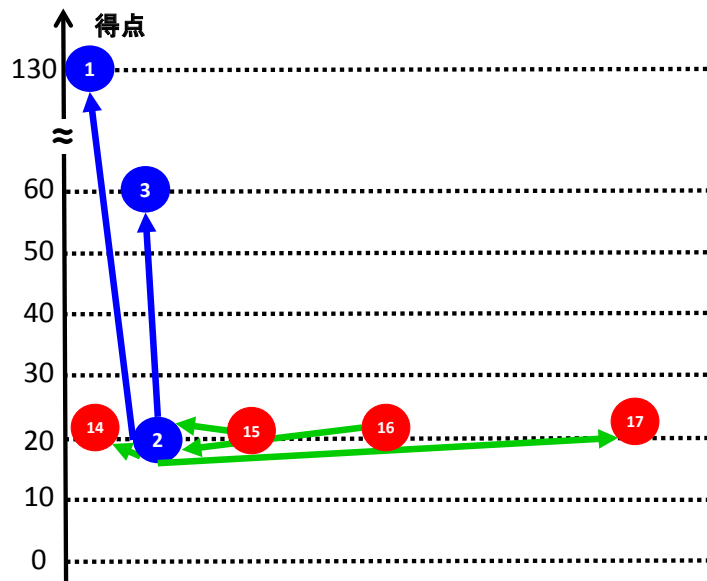


(c) 536 期

图 3.10: Continued



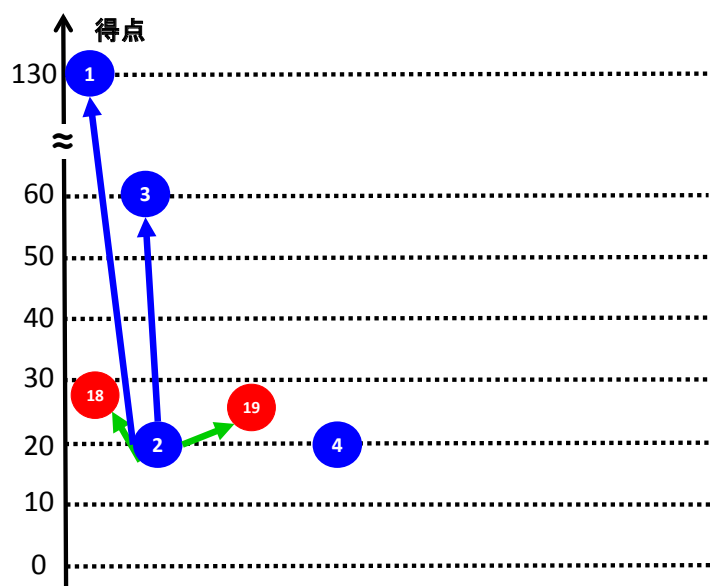
(a) 5 期



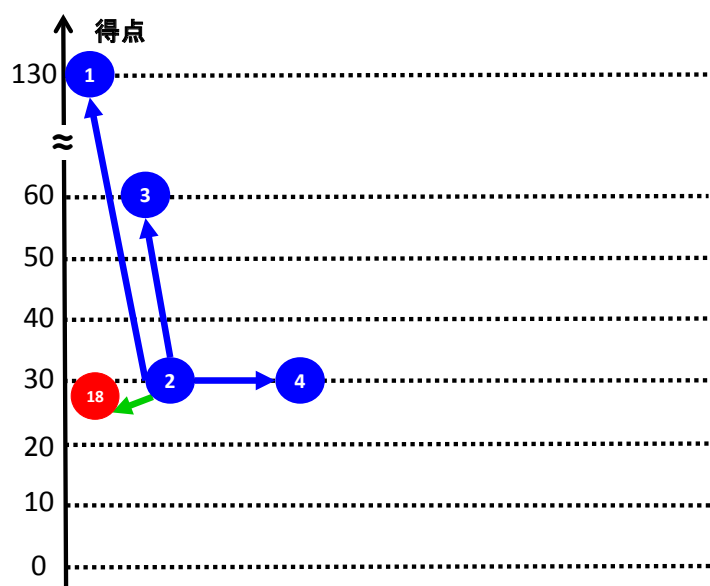
(b) 189 期

図 3.11: CDRandom における $K = 4, t = 1.6$ のある試行での最初期の下落後の C クラスターの緩慢な成長

各図はある試行の計算機実験の各期で実際に観察されたネットワークダイナミクスを集団の一部のみ取り出し図示したものである．青丸と赤丸はそれぞれ協力者と裏切者を表し，縦軸は各人の得点を表す．各人をつなぐ青，緑，赤の線及び矢印はそれぞれ $C - C$ リンク， $C - D$ リンク， $D - D$ リンクを表す．また矢印の向きがたとえば，エージェント A からエージェント B へ矢印が引かれている場合，この矢印の向きはエージェント A が自分の能動リンクをエージェント B につなげていることを意味する．

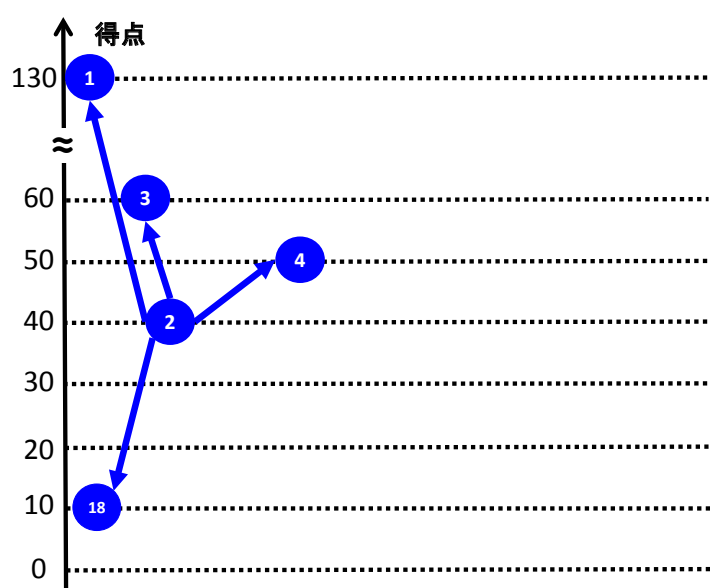


(c) 815 期



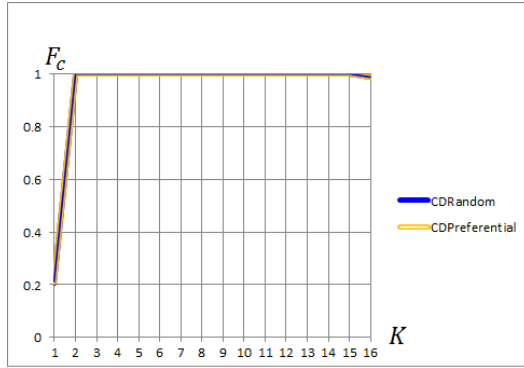
(d) 816 期

图 3.11: *Continued*

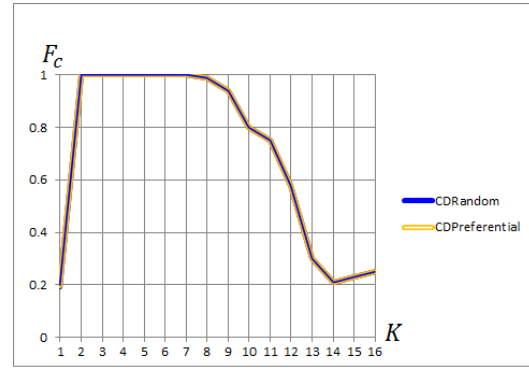


(e) 817 期

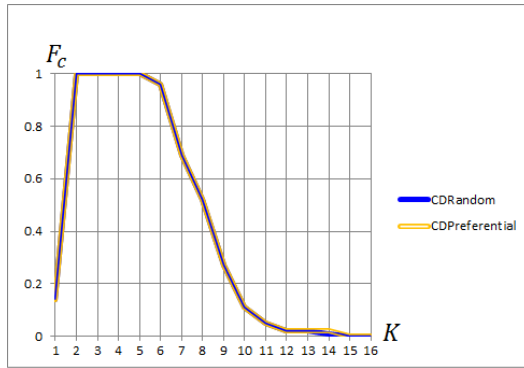
図 3.11: *Continued*



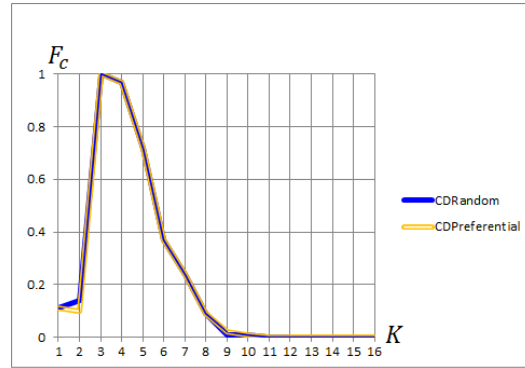
(a) $t = 1.2$



(b) $t = 1.4$

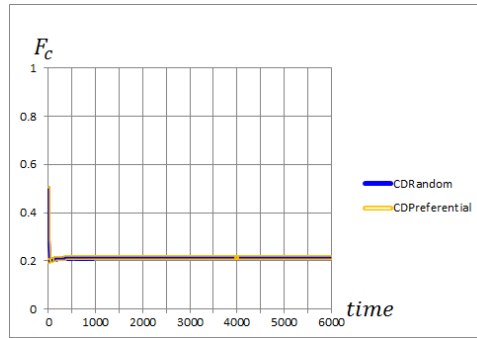


(c) $t = 1.6$

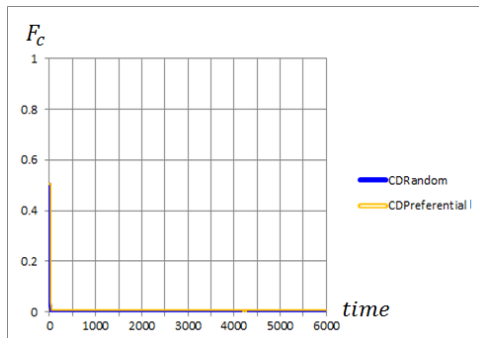


(d) $t = 1.8$

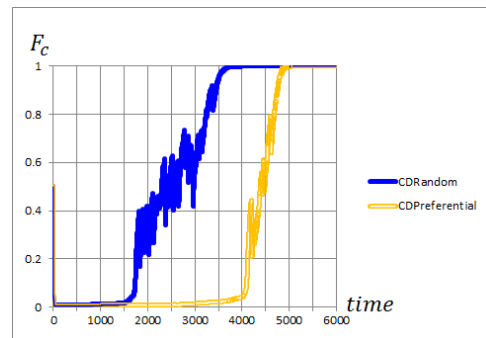
図 3.12: 出次数 vs. 最終的な協力率の 100 試行平均 (比較 2)
各図の横軸は出次数 K ，縦軸は，最終的な協力率の 100 試行平均である．



(a) $K = 1$, もしくは, $K = 2, t = 1.8$ での典型的な時系列

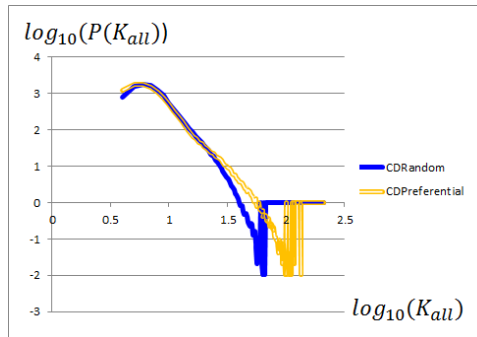


(b) $K = 1$, もしくは, $K = 2, t = 1.8$ 以外での典型的な時系列 (1)

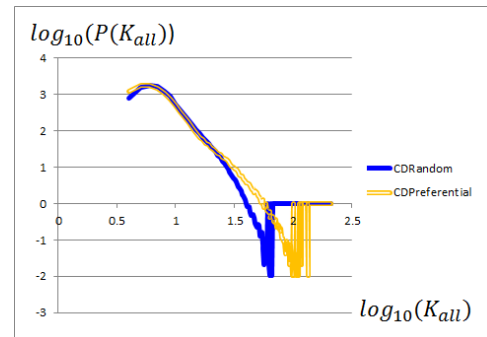


(c) $K = 1$, もしくは, $K = 2, t = 1.8$ 以外での典型的な時系列 (2)

図 3.13: 比較 2 における協力率の時系列の例
各図の横軸は期, 縦軸は協力率である .



(a) CDPreferential が協力率 0 の定常状態に達した試行で最終的に形成するネットワーク構造の度数分布 (両対数グラフ) の試行平均



(b) CDPreferential が協力率 1 の定常状態に達した試行で最終的に形成するネットワーク構造の度数分布 (両対数グラフ) の試行平均

図 3.14: CDPreferential が最終的に形成するネットワーク構造の度数分布 (両対数グラフ) の試行平均

各図の横軸は、各人が持つリンクの総数 (総次数) の対数を 10 でとった値。また、縦軸は横軸の値のリンクの総数 (総次数) を持ったエージェントの人数の対数を 10 でとった値の 100 試行平均。

第4章 結論と将来の課題

4.1 結論

本研究では、現実の人間の行動様式を基にした「動的ネットワーク上での囚人のジレンマ・ゲームのモデル」を作成し、そのモデルを用いて「動的ネットワークが静的なランダム・ネットワークよりも協力の進化を促進するか」を明らかにすることを目指した。

そのために2章ではまず被験者実験を行い、動的ネットワーク上の囚人のジレンマ・ゲームでの現実の人間の隣人選択の様式を明らかにした。被験者実験により得られた結果は以下の通りである。

1. 直前で自分が協力したときに裏切を選んでいた相手を最も高い頻度で選び、その相手とのリンクを切断する ($C-D$ リンク切断)
2. 隣人が多い人を少ない人より高い頻度で選択し、その相手にリンクを接続する (優先的選択)。

また続く3章では2章で得られた結果を基にしたモデルを用いて、計算機実験を行い、動的ネットワークによる協力の進化への影響を調べた。得られた結果は以下の通りである。

1. 大規模集団上の動的ネットワークにおいて接続相手選択として一様ランダム選択を用いた場合、切断相手選択の様式が異なる2種類の動的ネットワークと静的なランダム・ネットワークが協力の進化を促進する度合いの順番は以下ようになる。
 - 1-1. ほとんどのケース (出次数 K が $K > 1$, かつ、裏切者が協力者から得る利得 t が $t = 1.8$ のケース以外) で、切断相手選択として $C-D$ リンク切断を用いた動的ネットワークと $D-D$ リンク切断を用いた動的ネットワークは静的なランダム・ネットワークよりも協力の進化を促進する。
 - 1-2. ほとんどのケース ($K = 1$ のケース、もしくは、 $K = 2, t = 1.8$ のケース以外) で、切断相手選択として $C-D$ リンク切断を用いた動的ネットワークは、 $D-D$ リンク切断を用いた動的ネットワークよりも協力の進化を促進する。
2. 切断相手選択と接続相手選択として $C-D$ リンク切断と優先的選択を用いた動的ネットワークが協力の進化を促進する度合いは、大規模集団において、 $C-D$ リンク切断と一様ランダム選択を用いた動的ネットワークと同程度であり、 $K > 2$ では、静的なランダム・ネットワークよりも協力の進化を促進する。

4.2 将来の課題

本研究の2章の被験者実験では、行動選択の様式を統制し被験者には選択させなかった。また一方、3章の計算機実験では、行動選択の様式に関して、各人は「自分と自分の隣人の中で最も利得の高い人の行動を模倣しその行動を次の期で実行する」という Imitation Max というアルゴリズムに従うと仮定した。しかし、動的ネットワーク上での囚人のジレンマ・ゲームで現実の人間が用いる行動選択の様式が Imitation Max であるかは不明であるし、また、行動選択を自分で選べる状態では、隣人選択の様式も異なる可能性がある。そのため将来的には、協力行動を選ぶ確率 P が環境に応じて変化する状況や、行動選択の様式、もしくは、行動選択を自分で選べる状況での隣人選択の様式についても調査し、その結果に基づいてモデルを作成する必要があると思われる。

また、3章の計算機実験では、出次数に対して各試行の最終的な協力率の試行平均が単峰形を描くという結果が得られたが、このような結果が得られたメカニズムは十分に明らかになってはいない。この点については更なる分析を行う必要があると思われる。

謝辞

本論文を作成するにあたり，指導教員の秋山英三先生（筑波大学大学院システム情報系教授）には，研究活動だけでなく学生生活全般に渡り，指導・激励を頂いた．また，石川竜一郎先生（筑波大学大学院システム情報系准教授），佐野幸恵先生（筑波大学大学院システム情報系助教），中村豊先生（筑波大学大学院システム情報系教授），安東弘泰先生（筑波大学大学院システム情報系助教），川越敏司先生（公立ほこだて大学システム情報科学部教授）からは多くの指摘・助言を頂いた．また，渡邊直樹先生（筑波大学大学院システム情報系准教授），花木伸行先生（ニース・ソフィア・アンティポリス大学 GREDEG 教授）からも貴重な助言を頂いた．他にも秋山研究室の学生・卒業生からも多くの助言やサポートを頂いた．そして最後に，自分をここまで育ててくれた両親に感謝したい．本研究をここまで続けることができたのはこうした方々のお蔭である．この学生生活を通して，感謝という語の意味の理解が深まった思いである．深く感謝の意を表したい．

参考文献

- [1] RD. Alexander. *The biology of moral systems*. Transaction Publishers, 1987.
- [2] ES. Andersen. Population thinking, Price's equation and the analysis of economic evolution. *Evolutionary and Institutional Economics Review*, Vol. 1, No. 1, pp. 127–148, 2004.
- [3] R. Axelrod and WD. Hamilton. The evolution of cooperation. *Science*, Vol. 211, No. 4489, pp. 1390–1396, 1981.
- [4] A. Barabási. Emergence of Scaling in Random Networks. *Science*, Vol. 286, No. 5439, pp. 509–512, 1999.
- [5] K. Brauchli, T. Killingback, and M. Doebeli. Evolution of cooperation in spatially structured populations. *Journal of Theoretical Biology*, Vol. 200, No. 4, pp. 405–417, 1999.
- [6] A. Cassar. Coordination and Cooperation in Local, Random and Small World Networks: Experimental Evidence. *SSRN Electronic Journal*, Vol. 58, No. 2, pp. 209–230, 2002.
- [7] G. Ellison. Learning, local interaction, and coordination. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, pp. 1047–1071, 1993.
- [8] K. Fehl, D. van der Post, and D. Semmann. Co-evolution of behaviour and social network structure promotes human cooperation. *Ecology letters*, Vol. 14, No. 6, pp. 546–51, 2011.
- [9] F. Fu, X. Chen, L. Liu, and L. Wang. Promotion of cooperation induced by the interplay between structure and game dynamics. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Vol. 383, No. 2, pp. 651–659, 2007.
- [10] D. Fudenberg and E. Maskin. Evolution and cooperation in noisy repeated games. *The American Economic Review*, pp. 274–279, 1990.
- [11] H. Gintis. Strong reciprocity and human sociality. *Journal of theoretical biology*, Vol. 206, No. 2, pp. 169–179, 2000.
- [12] J. Grujić, C. Fosco, L. Araujo, J. Cuesta, and A. Sánchez. Social experiments in the mesoscale: humans playing a spatial prisoner's dilemma. *PloS one*, Vol. 5, No. 11, p. e13749, 2010.

- [13] WD. Hamilton. The genetical evolution of social behaviour. II. *Journal of Theoretical Biology*, Vol. 7, No. 1, pp. 17–52, 1964.
- [14] N. Hanaki and A. Peterhansl. Cooperation in evolving social networks. *Management Science*, Vol. 53, No. 7, pp. 1036–1050, 2007.
- [15] M. Kandori and I. Obara. Towards a belief-based theory of repeated games with private monitoring: An application of POMDP. (available at: <http://www.econ.ucla.edu/people/papers/obara/obara505.pdf>), 2010.
- [16] G. Kossinets and DJ. Watts. Empirical analysis of an evolving social network. *Science*, Vol. 311, No. 5757, pp. 88–90, 2006.
- [17] PAMV. Lange, B. Rockenbach, and T. Yamagishi, editors. *Reward and Punishment in Social Dilemmas (Series in Human Cooperation)*. Oxford University Press, USA, 1 edition, 2014.
- [18] L. Luthi, M. Giacobini, and M. Tomassini. Emergence of Structure and Stability in the Prisoner’s Dilemma on Networks. In *Advances in Artificial Life*, pp. 665–674. Springer, 2005.
- [19] MEJ. Newman. The structure and function of complex networks. *SIAM review*, Vol. 45, No. 2, pp. 167–256, 2003.
- [20] MA. Nowak. Five rules for the evolution of cooperation. *Science (New York, N.Y.)*, Vol. 314, No. 5805, pp. 1560–3, 2006.
- [21] MA. Nowak and RM. May. Evolutionary games and spatial chaos. *Nature*, Vol. 359, No. 6398, pp. 826–829, 1992.
- [22] MA. Nowak and K. Sigmund. Evolution of indirect reciprocity by image scoring. *Nature*, Vol. 393, No. 6685, pp. 573–577, 1998.
- [23] H. Ohtsuki, C. Hauert, E. Lieberman, and MA. Nowak. A simple rule for the evolution of cooperation on graphs and social networks. *Nature*, Vol. 441, No. 7092, pp. 502–5, 2006.
- [24] JM. Pacheco, A. Traulsen, and MA. Nowak. Active linking in evolutionary games. *Journal of theoretical biology*, Vol. 243, No. 3, pp. 437–43, 2006.
- [25] M. Perc and A. Szolnoki. Coevolutionary games—a mini review. *Bio Systems*, Vol. 99, No. 2, pp. 109–25, 2010.
- [26] H. Peyton Young and D. Foster. Cooperation in the Short and in the long-run. *Games and Economic Behavior*, Vol. 3, No. 1, pp. 145–156, 1991.

- [27] DG. Rand. Dynamic social networks promote cooperation in experiments with humans. *Proceedings of the ...*, Vol. 108, No. 48, pp. 19193–19198, 2011.
- [28] RL. Riolo. The Effects of Tag-Mediated Selection of Partners in Evolving Populations Playing the Iterated Prisoner's Dilemma. (available at: <https://ideas.repec.org/p/wop/safiw/97-02-016.html>), 1997.
- [29] F. Santos and J. Pacheco. Scale-Free Networks Provide a Unifying Framework for the Emergence of Cooperation. *Physical Review Letters*, Vol. 95, No. 9, p. 98104, 2005.
- [30] FC. Santos, JM. Pacheco, and T. Lenaerts. Cooperation prevails when individuals adjust their social ties. *PLoS computational biology*, Vol. 2, No. 10, p. e140, 2006.
- [31] VL. Smith. Experimental economics: Induced value theory. *The American Economic Review*, Vol. 66, No. 2, pp. 274–279, 1976.
- [32] E. Sober and DS. Wilson. *Unto others: The evolution and psychology of unselfish behavior*. Harvard University Press, 1999.
- [33] J. Tanimoto. Dilemma solving by the coevolution of networks and strategy in a 2×2 game. *Physical Review E*, Vol. 76, No. 2, p. 21126, 2007.
- [34] J. Tanimoto. Promotion of cooperation through co-evolution of networks and strategy in a 2×2 game. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Vol. 388, No. 6, pp. 953–960, 2009.
- [35] A. Traulsen, RD. Semmann, RD. Sommerfeld, H. Krambeck, and M. Milinski. Human strategy updating in evolutionary games. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, Vol. 107, No. 7, pp. 2962–6, 2010.
- [36] RL. Trivers. The evolution of reciprocal altruism. *Quarterly review of biology*, pp. 35–57, 1971.
- [37] J. Wang, S. Suri, and DJ. Watts. Cooperation and assortativity with dynamic partner updating. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, Vol. 109, No. 36, pp. 14363–8, 2012.
- [38] B. Wu, D. Zhou, F. Fu, Q. Luo, L. Wang, and A. Traulsen. Evolution Of Cooperation On Stochastic Dynamical Networks. *PloS one*, Vol. 5, pp. 1–7, 2010.
- [39] M. Zimmermann and V. Eguíluz. Cooperation, social networks, and the emergence of leadership in a prisoner's dilemma with adaptive local interactions. *Physical Review E*, Vol. 72, No. 5, p. 56118, 2005.

- [40] JW. ウェイブル. 進化ゲームの理論. オフィスカノウチ, 1999.
- [41] JN. ケインズ. 経済学の領域と方法 (近代経済学古典選集 第2期). 日本経済評論社, 2000.
- [42] RS. サットン. 強化学習. 森北出版, 2000.
- [43] R. ロビンズ. 経済学の本質と意義. 東洋経済新報社, 1957.
- [44] 野波寛, 杉浦淳吉, 大沼進, 山川肇, 広瀬幸雄. 資源リサイクル行動の意思決定における多様なメディアの役割パス解析モデルを用いた検討. 心理学研究, Vol. 68, No. 4, pp. 264–271, 1997.
- [45] 長谷川真理子, 河田雅圭, 辻和希, 田中嘉成, 佐々木顕, 長谷川寿一. 行動・生態の進化 (シリーズ進化学 (6)). 岩波書店, 2006.
- [46] 増田直紀. テンポラルネットワーク (特集 人と環境に見る高次元データフローの生成と解析). 人工知能学会誌, Vol. 27, No. 4, pp. 432–436, 2012.
- [47] 林直保子, 神信人, 山岸俊男. ネットワーク型囚人のジレンマ: 戦略のシミュレーション. 社会心理学研究, Vol. 8, No. 1, pp. 33–43, 1993.
- [48] 内閣府. 平成 25 年度 我が国と諸外国の若者の意識に関する調査. Technical report, 内閣府, 2014.

付 録 A 協力の進化を促進するメカニズムの分類

この付録では、著者が提案する協力の進化を促進するメカニズムの分類について説明する。本文でも述べたように、[20] は協力の進化を促進する代表的なメカニズムとして 5 つのメカニズムを示した。しかし、[20] は協力の進化を促進する代表的なメカニズムとして 5 つのメカニズムを挙げただけであり、協力の進化を促進するメカニズムの分類法を提案したわけでもこれまでに提案された協力の進化を促進するメカニズム全てを網羅的に挙げたわけでもない。実際、[20] の 5 つのメカニズム以外の協力の進化を促進するメカニズムとしてはたとえば、[28] のタグメカニズムなどを挙げることができる。そこで [20] の挙げた 5 つのメカニズムに [28] のタグメカニズムを合わせると、協力の進化を促進するメカニズムとしては、以下の 6 つを考えることができる。¹

1. 血縁淘汰：対戦相手を血縁者と仮定し、対戦相手である血縁者の適応度の上昇が自身の包括適応度の上昇にもつながることで機能するメカニズム²
2. 直接互惠：同一の対戦相手と繰り返し何度も PD を行う状況を仮定し、対戦相手の過去の行動履歴を用いて条件付きで協力をするにより機能するメカニズム
3. 間接互惠：集団内の各個人に評判が存在する状況を仮定し、対戦相手の評判を用いて条件付きで C を選ぶかもしくは対戦相手の選択をすることにより機能するメカニズム³

¹なお、この 6 つ以外によく協力の進化の促進を目的としてよく研究されるものに、罰、報酬の導入（たとえば、[17]）がある。これらの研究では、集団内の一部の人がコストを払って協力者に報酬を与えたり、裏切者に罰則を与えたりすることで協力の進化が促進されることがわかっているし、また、特に罰則に関しては、実際に人類はコストを支払ってでも裏切者に罰則を与える傾向があることが知られている。しかし、そのような報酬・罰のコストへの支払いそれ自体もまた「自分が損をして他者に利益を与える行動」という意味での協力行動である。そのため、メカニズム的・理論的には「コストがかかる罰・報酬は集団内で維持されない」という 2 次的・3 次的囚人のジレンマ問題が生じ協力の進化が促進されないはずであり、なぜそうした傾向を人類が持つようになったのかはまだ解明されていない（この問題については、[11] などが論じている）。こうした研究は、囚人のジレンマの前後に「報酬・罰の有無の選択をする」という別のゲームを結合することによって協力の進化の促進を目指した研究である。本付録では、囚人のジレンマと対戦相手の決定メカニズムという 2 点だけを前提にしたメカニズムの分類に焦点を絞り、こうした「隣人選択以外の新たなゲームが囚人のジレンマに結合されることで協力の進化が促進される」というアイデアを基にしたメカニズムについては扱わなかった。

²ここで、モデル上でのある個体の適応度とは「次世代以降でのその個体の子孫の生き残りやすさ」を表わす値のことである。また、モデル上でのある個体の包括適応度とは「次世代以降でのその個体が持つ遺伝子・特性（の一部）を持った個体の生き残りやすさ」を表わす値のことである。適応度・包括適応度は、PD を用いたモデルにおいては、ゲームの対戦結果から得られた利得によって決定される。

³ここで、評判とは「その人の過去の対戦における C と D の頻度・回数を間接的に教えてくれる情報」のこと

4. 多層淘汰：個体レベルだけでなく集団レベルでも適者生存の状況が生じていると仮定し，C がより普及した集団が集団レベルでは生き残りやすいことで機能するメカニズム⁴
5. ネットワーク互惠：個々人の対戦相手が，その人が持つ人間関係ネットワークによって，C を選んだ相手（協力者）かもしくはD を選んだ相手（裏切者）のどちらかに偏っている状況を仮定し，その偏りにより相互協力が起きやすくなることで機能するメカニズム
6. タグメカニズム：個々人が肌の色や目の色などの遺伝と観察が可能な特徴（タグ）を基に自分と相手を分類し，その分類により条件付きでC を選ぶかもしくは対戦相手の選択をすることにより機能するメカニズム

以下では，これら6つのメカニズムの分類方法について考える．

まず，これら6つのメカニズムを見ると，最初の血縁淘汰が「協力をする相手が，進化ゲームの構造上定義された利害により，自分と利害を共有している人々（血縁者）のみに限定されている」という点で残りの4つのメカニズムとは異なり特殊であることがわかる．なぜなら，血縁淘汰以外の残りの4つのメカニズムはメカニズムが機能するための状況は限定されているが，協力をする相手が利害を共有する人々だけに限定されていないからである．実際たとえば，2番目のメカニズムである直接互惠は，メカニズムが機能する状況が「同一の対戦相手と繰り返し何度もPDを行う状況」に限定されているが，協力をする相手については利害を共有する人々だけに限定されていない．そこでこの付録ではまず，血縁淘汰とそれ以外の協力の進化を促進するメカニズム全てをそれぞれ，I. 協力をする相手が，進化ゲームの構造上定義された利害により，自分と利害を共有している人々（血縁者）のみに限定されているメカニズムと，II. 協力をする相手が，進化ゲームの構造上定義された利害により，自分と利害を共有している人々（血縁者）のみに限定されていないメカニズムに分類する．⁵そして以降では，II. 協力をする相手が，進化ゲームの構造上定義された利害により，自分と利害を共有している人々（血縁者）のみに限定されていないメカニズムの分類について考える．

[20] 以外の協力の進化を促進するメカニズムの分類法で有益な示唆を与えてくれる文献としては，上でも述べた [28] がある．[28] は集団に相互協力を達成させる上で重要な要因として，である．間接互惠のメカニズムを用いたモデルでは，「ある人のあるゲームでの行動選択の結果は，そのゲームの対戦相手以外は直接的には知りえない」と仮定されている．そのため，人々は，他者の評判という情報を用いて自身の行動選択・対戦相手選択を行うことになる．

⁴ 「世代から世代への交代時に，適応度が高い（低い）個体が次の世代で子供を増やす（減らす）」という状況を適者生存の状況と呼ぶ．また，この適者生存の状況を仮定し「集団全体の中での各形質・行動様式（戦略）を持った個体の比率・分布が，どのように変化するか」を分析するアプローチのことを，進化ゲーム論的アプローチと呼ぶ．協力の進化の研究は，進化ゲーム論的アプローチを用いて行われている場合が非常に多い．

⁵ なお，ここで I. と II. を「協力する相手が血縁者であるかそうでないか」ではなく「協力する相手が血縁者のみに限定されているかそうでないか」によって区別したのは，現実世界においては，I. 血縁選択だけでなく，4. 多層淘汰，6. タグメカニズム，5. ネットワーク互惠なども血縁者間において機能している可能性が非常に高いからである．実際たとえば，自然界では多くの生物種が血縁者集団を作りその集団内で相互協力を実現しているが，このような相互協力の発生・進化は I. 血縁淘汰と 4. 多層淘汰のどちらのメカニズムを想定することでも理解可能である．また，自然界で 2. 多層淘汰によりその内部で協力が進化していると考えられている集団は，人間社会以外では多くの場合，血縁者集団のみである．そのため，現実的には，多くの場合，両者を区別することは非常に困難であるし，また「両者は理論的に等価である」と説明した文献（たとえば，[45]）も存在する．この観点からすれば，（少なくとも理論的には）血縁淘汰は多層淘汰の一種だと見なせられると思われる．このように，II. に分類されるメカニズムが血縁者間で機能していることが現実世界では多々ありえることには注意が必要である．

(i) 相手に対して条件付きの協力をする事ができる能力と (ii) 個体が「誰と対戦をするか」にバイアスを与える方法の2つの要因を挙げている。これら2つの要因を基にすると、分類IIに属する協力の進化を促進するメカニズムは以下の3つのどれかに分類することができる。

- i. 条件付きで協力をする事により機能するメカニズム
- ii. 個体が「誰と対戦をするか」にバイアスを与えることで機能するメカニズム
- iii. 条件付きでの協力をする事によっても、個体が「誰と対戦をするか」にバイアスを与える事によってもどちらのやり方でも機能するメカニズム

以上をまとめると、協力の進化を促進するメカニズムは、以下の様に分類することが可能である。

- I. 協力をする相手が、進化ゲームの構造上定義された利害により、自分と利害を共有している人々のみに限定されているメカニズム
- II. 協力をする相手が、進化ゲームの構造上定義された利害により、自分と利害を共有している人々のみに限定されていないメカニズム
 - II-i. 条件付きで協力をする事により機能するメカニズム
 - II-ii. 個体が「誰と対戦をするか」にバイアスを与えることで機能するメカニズム
 - II-iii. 条件付きでの協力をする事によっても、個体が「誰と対戦をするか」にバイアスを与える事によってもどちらのやり方でも機能するメカニズム

このように分類すると、[20]の5つのメカニズムと[28]のタグメカニズムの合計6つのメカニズムはそれぞれ以下のように分類可能である。まず、上で述べたように、1. 血縁淘汰は当然I.に分類される。次に、2. 直接互惠についてである。2. 直接互惠は対戦相手が1人の相手に特定された状況でi.により機能するメカニズムである。これはそもそも2. 直接互惠がII.のメカニズムが機能する必要がない状況を前提にしていることを意味する。このことから、2. 直接互惠はII-i.に分類されることがわかる。続いて、3. 間接互惠と6. タグメカニズムについてである。3. 間接互惠と6. タグメカニズムはそれぞれのやり方で相手を評価し、その評価を基に条件付きでCを選ぶかもしくは対戦相手の選択をする事により機能するメカニズムである。そのため、この2つのメカニズムはII-iii.に分類されることがわかる。最後に、4. 多層淘汰と5. ネットワーク互惠についてである。この2つのメカニズムは条件付きで協力するという戦略の存在を想定せず、代わりに、協力者の割合がその外部より高いクラスターや集団の存在を想定することで協力の進化を促進するメカニズムである。そのため、この2つのメカニズムはII-ii.に分類されることがわかる。⁶ 以上より、上述した分類は、この付録の最初で述べた6つのメカニズムをすべて分類できることがわかる。

⁶なお、4. 多層淘汰のモデルそれ自体は一般には「集団レベルでの淘汰がどのような基準（適応度）で行われるか」を具体的に特定していないし、また「他の条件が同じときに、協力者の割合が高い集団の方がそうでない集団より集団レベルでの淘汰で生き残りやすい理由」についても明示的に述べていない。そのため、こうした集団

の生存・淘汰を基にした 4. 多層淘汰の協力の進化を促進するメカニズムが「協力者同士が集まり、相互に協力し合う（「協力者が協力者に対戦しやすい」というバイアスが存在する）」という状況を前提としない場合には、4. 多層淘汰を II-ii. に分類することは間違いである。しかし、著者が知る限り、4. 多層淘汰の研究はすべて「協力者同士が集まり、相互に協力し合う（「協力者が協力者に対戦しやすい」というバイアスが存在する）」という状況を前提としているし、また、そのような状況の想定なしに 4. 多層淘汰の協力の進化を促進するメカニズムに現実的妥当性を与えることは難しいと思われる。そのため、4. 多層淘汰を II-ii. に分類することは妥当だと思われる。

付 録 B 被験者が使用したコンピューター・インターフェース

この付録では、2 章の被験者実験で被験者が使用したコンピューター・インターフェースを示す。

我々の被験者実験で被験者がしなければならないことは隣人選択である。隣人選択はリンク切断とリンク接続という 2 つのサブステップからなる。

リンク切断のサブステップで、被験者は自分の現在の隣人全員の中からリンクを切断したい相手を選ぶ。図 B.1 はリンク切断時のコンピューター・インターフェースである。このインターフェースは 3 つのパーツから構成されている。

第1パーツ

ネットワーク型ゲーム
System>
あなたの被験者IDは 2.
あなたの今期の得点 : 6.0
あなたの今期の行動 ($p = 0.75$) : [行動 0]
現時点で、あなたと能動・双方向リンクで繋がっている隣人 (最大 4人) : 3,11,15,16.

リンクを切りたい相手がいる場合、その相手を選択してください (複数選択可)

<input type="checkbox"/> ID 0 行動: 得点: 点 隣人人数: 4	<input type="checkbox"/> ID 9 行動: 得点: 点 隣人人数: 4
<input type="checkbox"/> ID 1 行動: 得点: 点 隣人人数: 4	<input type="checkbox"/> ID 10 行動: 得点: 点 隣人人数: 4
<input type="checkbox"/> ID 2 行動: 得点: 点 隣人人数: 4	<input checked="" type="checkbox"/> ID 11 行動: 得点: 点 隣人人数: 4
<input type="checkbox"/> ID 3 行動: 得点: 点 隣人人数: 4	<input type="checkbox"/> ID 12 行動: 得点: 点 隣人人数: 4
<input type="checkbox"/> ID 4 行動: 得点: 点 隣人人数: 4	<input type="checkbox"/> ID 13 行動: 得点: 点 隣人人数: 4
<input type="checkbox"/> ID 5 行動: 得点: 点 隣人人数: 4	<input type="checkbox"/> ID 14 行動: 得点: 点 隣人人数: 4
<input type="checkbox"/> ID 6 行動: 得点: 点 隣人人数: 4	<input type="checkbox"/> ID 15 行動: 得点: 点 隣人人数: 4
<input type="checkbox"/> ID 7 行動: 得点: 点 隣人人数: 4	<input type="checkbox"/> ID 16 行動: 得点: 点 隣人人数: 4
<input type="checkbox"/> ID 8 行動: 得点: 点 隣人人数: 4	<input type="checkbox"/> ID 17 行動: 得点: 点 隣人人数: 4

新しくリンクを繋ぎたい相手を選択してください

<input type="checkbox"/> ID 0	<input type="checkbox"/> ID 1
<input type="checkbox"/> ID 2	<input type="checkbox"/> ID 3
<input type="checkbox"/> ID 4	<input type="checkbox"/> ID 5
<input type="checkbox"/> ID 6	<input type="checkbox"/> ID 7
<input type="checkbox"/> ID 8	<input type="checkbox"/> ID 9
<input type="checkbox"/> ID 10	<input type="checkbox"/> ID 11
<input type="checkbox"/> ID 12	<input type="checkbox"/> ID 13
<input type="checkbox"/> ID 14	<input type="checkbox"/> ID 15
<input type="checkbox"/> ID 16	<input type="checkbox"/> ID 17

第2パーツ

第3パーツ

図 B.1: リンク切断のコンピューター・インターフェースの全体

図 B.2 はリンク切断のコンピューター・インターフェースの上部 (図 B.1 の第 1 パーツ) である。このパーツから被験者は、以下の自分自身に関する情報を参照することができる：(1) 被験者 ID；(2) 現在の得点；(3) 前回の行動；(4) P の値；(5) 自身と能動リンク、もしくは、双方向リンクで接続された隣人の被験者 ID。

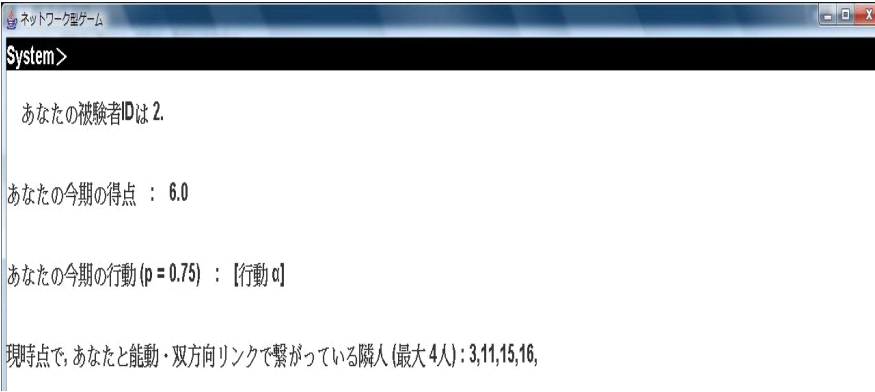


図 B.2: リンク切断のコンピューター・インターフェースの上部

図 B.3 はリンク切断のコンピューター・インターフェースの左下部 (図 B.1 の第 2 パーツ) である。このパーツから被験者は、以下の自分の現在の隣人に関する情報を参照することができる：(1) 被験者 ID；(2) 現在の得点；(3) 前回の行動；(4) 現在の隣人の数。また更に、以下の自分の隣人以外の人々の情報を参照することができる：(1) 被験者 ID；(2) 現在の隣人の数。これらを参照した後、被験者は対応するチェックボックスにチェックを入れることでリンク切断したい相手を選択する。

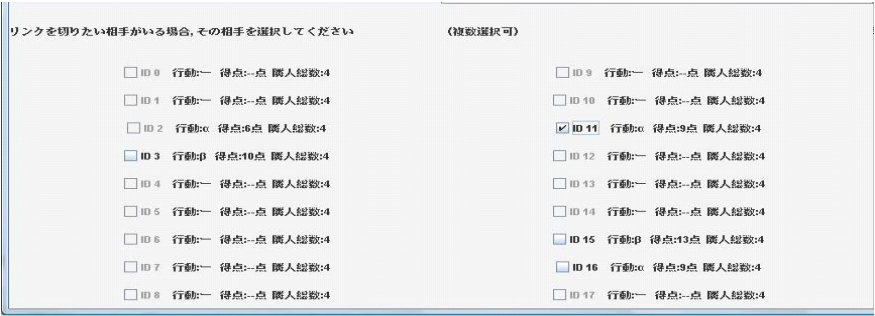


図 B.3: リンク切断のコンピューター・インターフェースの左下部

リンク接続のサブステップで、被験者は自分の現在の隣人以外の中からリンクを接続したい相手を選ぶ。図 B.4 はリンク接続時のコンピューター・インターフェースである。このインターフェースも 3 つのパーツから構成されている。

第1パーツ

ネットワークゲーム
System>

あなたの被験者IDは 2.

あなたの今期の得点 : 6.0

あなたの今期の行動 ($p = 0.75$) : 【行動 a】

現時点で、あなたと能動・双方向リンクで繋がっている隣人 (最大 4人) : 3,15,16,

リンクを切りたい相手がいる場合、その相手を選択してください (複数選択可)

<input type="checkbox"/> ID 0 行動a 得点10点 隣人ID数4	<input type="checkbox"/> ID 9 行動a 得点10点 隣人ID数4
<input type="checkbox"/> ID 1 行動a 得点10点 隣人ID数4	<input type="checkbox"/> ID 10 行動a 得点10点 隣人ID数4
<input type="checkbox"/> ID 2 行動a 得点10点 隣人ID数3	<input type="checkbox"/> ID 11 行動a 得点10点 隣人ID数3
<input type="checkbox"/> ID 3 行動a 得点10点 隣人ID数4	<input type="checkbox"/> ID 12 行動a 得点10点 隣人ID数4
<input type="checkbox"/> ID 4 行動a 得点10点 隣人ID数4	<input type="checkbox"/> ID 13 行動a 得点10点 隣人ID数4
<input type="checkbox"/> ID 5 行動a 得点10点 隣人ID数4	<input type="checkbox"/> ID 14 行動a 得点10点 隣人ID数4
<input type="checkbox"/> ID 6 行動a 得点10点 隣人ID数4	<input type="checkbox"/> ID 15 行動a 得点10点 隣人ID数4
<input type="checkbox"/> ID 7 行動a 得点10点 隣人ID数4	<input type="checkbox"/> ID 16 行動a 得点10点 隣人ID数4
<input type="checkbox"/> ID 8 行動a 得点10点 隣人ID数4	<input type="checkbox"/> ID 17 行動a 得点10点 隣人ID数4

第2パーツ

新しくリンクを繋げたい相手を選択してください

<input type="checkbox"/> ID 0	<input type="checkbox"/> ID 1
<input type="checkbox"/> ID 2	<input type="checkbox"/> ID 3
<input type="checkbox"/> ID 4	<input checked="" type="checkbox"/> ID 5
<input type="checkbox"/> ID 6	<input type="checkbox"/> ID 7
<input type="checkbox"/> ID 8	<input type="checkbox"/> ID 9
<input type="checkbox"/> ID 10	<input type="checkbox"/> ID 11
<input type="checkbox"/> ID 12	<input type="checkbox"/> ID 13
<input type="checkbox"/> ID 14	<input type="checkbox"/> ID 15
<input type="checkbox"/> ID 16	<input type="checkbox"/> ID 17

第3パーツ

図 B.4: リンク接続のコンピューター・インターフェースの全体

図 B.5 はリンク接続のコンピューター・インターフェースの上部 (図 B.4 の第 1 パーツ) である。このパーツから被験者は、以下の自分自身に関する情報を参照することができる：(1) 被験者 ID；(2) 現在の得点；(3) 前回の行動；(4) P の値；(5) 自身と能動リンク、もしくは、双方向リンクで接続された隣人の被験者 ID。

ネットワークゲーム
System>

あなたの被験者IDは 2.

あなたの今期の得点 : 6.0

あなたの今期の行動 ($p = 0.75$) : 【行動 a】

現時点で、あなたと能動・双方向リンクで繋がっている隣人 (最大 4人) : 3,15,16,

図 B.5: リンク接続のコンピューター・インターフェースの上部

図 B.6 はリンク接続のコンピューター・インターフェースの左下部 (図 B.4 の第 2 パーツ) である。このパーツから被験者は、以下の自分の現在の隣人に関する情報を参照することができる：(1) 被験者 ID；(2) 現在の得点；(3) 前回の行動；(4) 現在の隣人の数。また更に、以下の自分の隣人以外の人の情報を参照することができる：(1) 被験者 ID；(2) 現在の隣人の数。

リンクを切りたい相手がいる場合、その相手を選択してください

(複数選択可)

<input type="checkbox"/> ID 0 行動: 得点: 隣人数: 4	<input type="checkbox"/> ID 9 行動: 得点: 隣人数: 4
<input type="checkbox"/> ID 1 行動: 得点: 隣人数: 4	<input type="checkbox"/> ID 10 行動: 得点: 隣人数: 4
<input type="checkbox"/> ID 2 行動: 得点: 6 点 隣人数: 3	<input type="checkbox"/> ID 11 行動: 得点: 隣人数: 3
<input type="checkbox"/> ID 3 行動: 得点: 10 点 隣人数: 4	<input type="checkbox"/> ID 12 行動: 得点: 隣人数: 4
<input type="checkbox"/> ID 4 行動: 得点: 隣人数: 4	<input type="checkbox"/> ID 13 行動: 得点: 隣人数: 4
<input type="checkbox"/> ID 5 行動: 得点: 隣人数: 4	<input type="checkbox"/> ID 14 行動: 得点: 隣人数: 4
<input type="checkbox"/> ID 6 行動: 得点: 隣人数: 4	<input type="checkbox"/> ID 15 行動: 得点: 13 点 隣人数: 4
<input type="checkbox"/> ID 7 行動: 得点: 隣人数: 4	<input type="checkbox"/> ID 16 行動: 得点: 9 点 隣人数: 4
<input type="checkbox"/> ID 8 行動: 得点: 隣人数: 4	<input type="checkbox"/> ID 17 行動: 得点: 隣人数: 4

図 B.6: リンク接続のコンピューター・インターフェースの左下部

図 B.7 はリンク接続のコンピューター・インターフェースの左下部 (図 B.4 の第 3 パーツ) である。このパーツで被験者は対応するチェックボックスにチェックを入れることでリンク切断したい相手を選択する。

新しくリンクを繋げたい相手を選択してください

<input type="checkbox"/> ID 0	<input type="checkbox"/> ID 1
<input type="checkbox"/> ID 2	<input type="checkbox"/> ID 3
<input type="checkbox"/> ID 4	<input checked="" type="checkbox"/> ID 5
<input type="checkbox"/> ID 6	<input type="checkbox"/> ID 7
<input type="checkbox"/> ID 8	<input type="checkbox"/> ID 9
<input type="checkbox"/> ID 10	<input type="checkbox"/> ID 11
<input type="checkbox"/> ID 12	<input type="checkbox"/> ID 13
<input type="checkbox"/> ID 14	<input type="checkbox"/> ID 15
<input type="checkbox"/> ID 16	<input type="checkbox"/> ID 17

図 B.7: リンク接続のコンピューター・インターフェースの右下部

付 録 C 被験者実験で使ったインストラクション

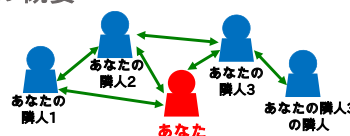
この付録では、被験者実験で使ったインストラクションを示す。以下は被験者実験で使ったインストラクションである。

隣人選択 実験 インストラクション

筑波大学 大学院
システム情報工学研究科
社会システム工学専攻
秋山研究室
米納 弘渡

1

実験の概要



- 本実験は、複数ターンからなります。各ターンで、あなたとあなたの隣人は対戦を行います。
- 各ターンで、あなたはこの実験室の18人の中から「あなたの隣人（あなたと対戦する相手）」を選択することができます。
- 一定ターン数、対戦が繰り返された後、実験を各ターンの終りに一定の確率で終了します。
- **あなたの順位は、この実験の全ターン、全対戦を通してあなたが得た総得点によって決まります。**

2

謝金の支払方法

- 実験参加により支払われる謝金の総額は、**参加報酬 2,000円**と、**実験から得る追加報酬**の合計で決まります。
- 追加報酬は、実験の順位によって決定されます。
- 実験中、あなたが高い順位を得れば得るほど、より多くの謝金を得ることが出来ます。
- 謝金の総額は、最大**2,700円**、最小**2,000円**です。

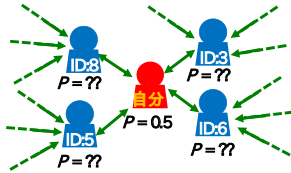
3

実験の流れ 要約

- 実験の初期ネットワークでは、皆さん18人の間にランダムにリンクが張られます。但し、各人が持つ**隣人の数は全員4人**です。
- 各ターンは以下の流れに従います。
 1. **コンピューターが、各人の行動を、ランダムに「行動α」と「行動β」のどちらかに決定します。**
 2. **コンピューターが、皆さんが隣人との対戦から得た点数の総和として、あなたの今ターンの得点を計算します。**
 3. **あなたが、あなたの隣人を以下の2ステップにより選択します。**
 - **ステップ1: 切断相手選択**
 - **ステップ2: 接続相手選択**
 4. **コンピューターが、今ターンに実験を終えるかを決定します。**
- 続いて、これらの詳細について説明します。

4

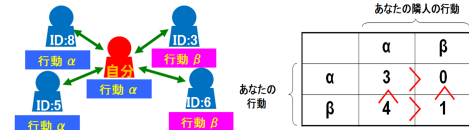
実験の初期設定



- 皆さんは全員、同じ初期ネットワーク上に配置されます。
- 参加する皆さんの総数は 全部で18人です。
- 初期ネットワーク上では、各人は4人の隣人を持ちます。
- また、各人に確率 P が割り当てられます。
- 確率 P については、以降で説明します。

5

1. 毎ターンの行動の決定



- 各ターンであなたは、 α と β を用いて、隣人と対戦します。
- 皆さんが対戦によって獲得する点数は、上の表のように、あなたの行動とあなたの隣人の行動によって決まります。
- 点数は、自分の行動が α のときより、自分の行動が β のときの方が常に高くなります。
- 点数は、相手の行動が β のときより、相手の行動が α のときの方が常に高くなります。

6

この実験での「行動決定」

- 実験を開始する時、ある確率 P (P は0以上1以下) が皆さんに割り当てられます。
- 確率 P は一般には、各人で値が異なります。
- 本実験では、皆さんの行動を皆さん自身が選択することは出来ません。皆さんの行動は、確率 P を用いて、コンピューターによって以下のようにランダムに決められます。
 - 確率 P で、現在のあなたの隣人全員に対してのあなたの行動として、 α を割り当てます。
 - 確率 $1 - P$ で、現在のあなたの隣人全員に対してのあなたの行動として、 β を割り当てます。

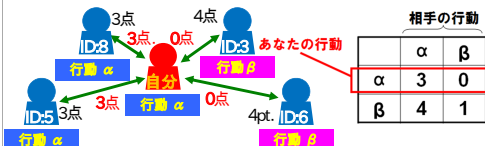
7

確率 P について

- 確率 P の値は、その人本人にしかわかりません。
- 割り当てた値は実験中、変化しません。
- あなたの得点と確率 P の間には以下の関係があります。
 - あなたの隣人の確率 P の値が高いほど、あなたが得る点数の期待値は高くなります。
 - 自分の確率 P の値が低いほど、あなたが得る点数の期待値は高くなります。
- あなたの順位は、あなたと確率 P の値が同じ他の参加者の中で決まります。このように、実験は、あなたの方で謝金獲得に有利不利がないように設計されています。

8

2 毎ターンの「得点」の計算



- 次に、今期の「得点」が計算されます。
 - 得点は、あなたがあなたの全ての各隣人との対戦で得た点数の合計です。
- ⇒ 上の例では、あなたは合計で $2 \times 3 + 2 \times (0) = 6$ 点を獲得します。

9

3. 隣人選択

- この実験での「隣人の選択」は、以下の2ステップからなります。
- ステップ1: 切断相手の選択:**
 - あなたの現在の隣人全員の中から、「リンクを切りたい相手 (切断相手)」を選びます。
 - あなたは切断相手として、現在のあなたの隣人全員を選択することもできますし、また誰も選択しないこともできます。
- ステップ2: 接続相手の選択:**
 - あなたの現在の隣人以外の人の中から、「新たにリンクを繋ぎたい相手 (接続相手)」を選びます。
 - あなたが接続相手として選択しなければならない人数は、ステップ1で切断した「リンクの種類」とその数によって決まります。リンクの種類については、次のスライドで説明します。

10

この実験での「リンクの種類」

- 実験中、あなたとあなたの隣人の間にあるリンクは、以下の3種のどれかに分類されます。
 - 能動リンク**: あなたが「自分から相手に接続したリンク」です。
 - 受動リンク**: あなたからではなく、「相手側からあなたに接続されたリンク」です。
 - 双方向リンク**: あなたとあなたの隣人の間にある「能動リンクと受動リンクの両方からなるリンク」です。
- あなたが作ることが出来るリンクの数は、リンクの種類に依存します。
 - あなたの能動リンクの総数は、常に4です。
 - ステップ2であなたは、そのターンにステップ1で能動リンク切断した人数分だけ、能動リンクを接続しなければなりません。**
 - あなたの受動リンクの総数には、制限がありません。
- なお、初期ネットワークでは、全リンクは双方向リンクです。

11

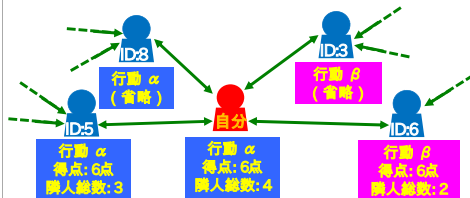
隣人選択時に参照可能な情報

- 隣人選択の2ステップにおいてあなたが参照可能な情報は、以下の通りです。
 - 各行は、情報を参照される被験者の種類3種を表しています。
 - 各列は、参照可能な情報の種類6種を表わしています。

	あなた	あなたの現在の隣人	それ以外の参加者
被験者 ID	✓	✓	✓
現在の隣人の数	✓	✓	✓
今ターンの行動 (G or D)	✓	✓	
今ターンの得点	✓	✓	
P	✓		
対象被験者の能動 or 双方向リンクで接続された参加者の被験者ID	✓		

12

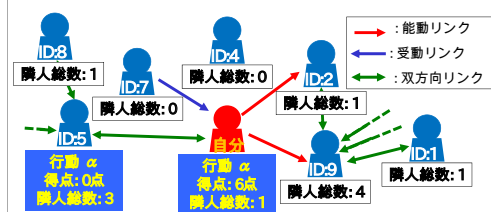
ステップ1: 切断相手 選択



- 現在の隣人の中から**リンクを切断したい相手**を選択します。
- あなたは切断相手として、現在のあなたの隣人全員を選択することもできますし、また誰も選択肢しないこともできます。
- 切断を要求された側は、切断を拒否できません。

13

ステップ2: 接続相手 選択



- 現在の自分の隣人以外の中から、**接続相手**を選択します。
- あなたは、**そのターンにステップ1で能動リンク切断した人数分だけ、能動リンクを接続しなければなりません。**
- 接続を要求された側は、接続を拒否できません。

14

4. 実験終了の決定

- 一定ターン数の後、この実験を、各ターンの終りに一定の確率で終了します。
- 上述した「一定のターン数」の値と、「確率」の値は、実験前に決定されています。

15

この実験でのコンピューター・プログラムの使用方法

16

プログラムの起動方法

- デスクトップ上にある「実験sh」と名のついたアイコンをダブルクリックし、プログラムを起動してください。
- その際、プログラムを複数起動しないように気をつけてください。

17

切断相手 選択 画面 1/3

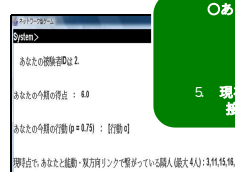
以下は、切断相手選択の画面です。ここでは、あなた方自身と他の被験者に関する情報を参照することが出来ます。



18

切断相手 選択 画面 2/3

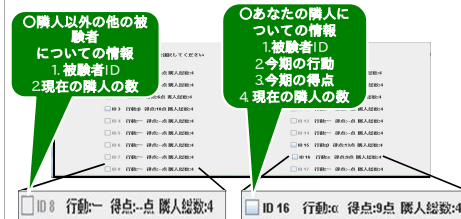
以下は、切断相手選択画面の上の部分です。ここで、あなた自身についての情報を確認してください。



19

切断相手 選択 画面 3/3

以下は、切断相手選択画面の左下の部分です。ここで、切断相手選択のために参照可能な以下の情報を確認してください。



20

それから、これらの情報を用いて切断したい隣人を決定し、その隣人に対応するチェックボックスをチェックしてください。

接続相手 選択 画面 1/4

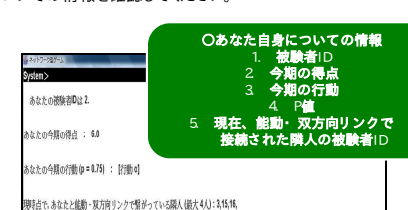
以下は、接続相手選択の画面です。ここで、あなた方自身と他の被験者に関する情報を参照することが出来ます。



21

接続相手 選択 画面 2/4

以下は、接続相手選択画面の上の部分です。ここで、あなた自身についての情報を確認してください。



22

接続相手 選択 画面 3/4

以下は、接続相手選択画面の左下の部分です。ここで、接続相手選択のために参照可能な以下の情報を確認してください。

○隣人以外の他の被験者
についての情報

1. 被験者ID
2. 現在の隣人の数

○あなたの隣人
についての情報

1. 被験者ID
2. 今期の行動
3. 今期の得点
4. 現在の隣人の数

23

接続相手 選択 画面 4/4

これは接続相手選択画面の右下の部分です。ここには、あなた以外の人達のそれぞれに対応するチェックボックスが提示されています。

先ほど画面左下で確認した情報を用いて接続したい相手を決定し、その相手に対応するチェックボックスをチェックしてください。

24

付 録 D 被験者実験で使用した質問紙

この付録では、被験者実験で使用した質問紙を示す。以下は被験者実験で使用した質問紙である。

実験前アンケート	
氏名：	マシン名：
<p>ここでは、実験に関連するアンケートに答えてもらいます。回答結果は、研究のためにのみ使用されます。また、個人情報を厳重に管理し、目的外使用を一切行わないことを約束します。</p> <p>アンケート内容は大きく分けて、「Step1での切手相手選択に関する質問(7問)」と「Step2での接続相手選択に関する質問(4問)」、「個人特性に関する質問(26問)」の3つからなり、全部で37問あります。</p> <p>実験内容の詳細については、先ほどの説明時に配った資料を参照してください。また、わからないことがある場合は、手を挙げて質問してください。</p>	
<h3>○Step1での切手相手選択に関する質問</h3>	
<p>・質問1: Step1での各情報の 相対的重視度</p> <p>Step1で切手相手を選択する際に利用可能な情報として、以下の1～6の情報が与えられた場合、それらの各情報を、他の情報と比較して、切手相手選択時にどれぐらい重視しますか？ 重視する度合い(重要度)を以下のテキストボックスに「数値」で入力してください。</p> <p>その際、情報1～6の重視度の全合計が100となるように配分してください。また、値は分数でも構いませんが、各値は0以上100以下の値にしてください。</p> <p>また、これら以外に「このような情報があったら切手相手選択で利用する」という情報があったら、それがどんなものを、最後の「その他」に記載してください。</p>	
<p>・「相手の前回の行動(切手相手選択 情報1)」の重要度</p> <div></div>	

- ・「相手の前回までの行動履歴(切断相手選択 情報 2)」の重要度

- ・「相手の前回の得点(切断相手選択 情報 3)」の重要度

- ・「相手の前回までの 毎期の得点履歴(切断相手選択 情報 4)」の重要度

- ・「相手の現在のリンク数(切断相手選択 情報 5)」の重要度

- ・「相手とのリンクの種類(切断相手選択 情報 6)」の重要度

再度、以下の 2 点を確認してください。

- ・各情報の重要度が 0 以上 100 以下の値になっている。
- ・情報 1~6 の重要度の総和が 100 になっている。

- ・その他

・質問 2: 「相手の前回の行動(切断相手選択 情報 1)」の

利用方法

情報 1 以外の与えられた他の情報(情報 2～5)がすべて同じで、**前回の行動が α の人と β の人がいた場合、どちらをより切断したいですか?** 該当するものにチェックを入れてください。

- ☐ 前回の行動が α の人
- ☐ 前回の行動が β の人
- ☐ どちらでも変わらない

・質問 3: 「相手の前回までの毎期の行動履歴(切断相手

選択 情報 2)」の利用方法

情報 2 以外の与えられた他の情報(情報 1, 3～5)がすべて同じで、**前回までの行動で α 行動が多い人と β 行動が多い人がいた場合、どちらをより切断したいですか?** 該当するものにチェックを入れてください。

- ☐ 前回までの行動で α 行動が多い人
- ☐ 前回までの行動で β 行動が多い人
- ☐ どちらでも変わらない

・質問 4: 「相手の前回の得点(切断相手選択 情報 3)」

の利用方法

情報 3 以外の与えられた他の情報(情報 1, 2, 4～6)がすべて同じで、**前回の得点が高い人と低い人がいた場合、どちらをより切断したいですか?** 該当するものにチェックを入れてください。

- ☐ 前回の得点が高い人
- ☐ 前回の得点が低い人
- ☐ どちらでも変わらない

・質問 5: 「相手の前回までの毎期の得点履歴(切断相手

選択 情報 4)」の利用方法

情報 4 以外の与えられた他の情報(情報 1～3, 5, 6)がすべて同じで、**前回までの得点が毎期高そうな人と低そうな人がいた場合、どちらをより切断したいですか?** 該当するものにチェックを入れてください。

- ☐ 前回までの得点が毎期高そうな人
- ☐ 前回までの得点が毎期低そうな人
- ☐ どちらでも変わらない

・質問 6: 「相手の現在のリンク数 (切断相手選択 情報 5)」

の利用方法

情報 5 以外の与えられた他の情報(情報 1～4, 6)がすべて同じで、**現在のリンク数が多い人と少ない人がいた場合、どちらをより切断したいですか?** 該当するものにチェックを入れてください。

- ☐ 現在のリンク数が多い人
- ☐ 現在のリンク数が少ない人
- ☐ どちらでも変わらない

・質問 7: 「相手の現在のリンク数 (切断相手選択 情報 6)」

の利用方法

情報 6 以外の与えられた他の情報(情報 1～5)がすべて同じで、**あなたと能動リンクでつながっている人と受動リンクでつながっている人がいた場合、どちらをより切断したいですか?** 該当するものにチェックを入れてください。

- ☐ 自分と能動リンクで繋がっている人
- ☐ 自分と受動リンクで繋がっている人
- ☐ どちらでも変わらない

・その他

・質問 2: 「相手の現在のリンク数（接続相手選択 情報 1）」

の利用方法

情報 1 以外の与えられた他の情報(情報 1,2)がすべて同じで、**現在の対戦相手（リンク）数が多い人と少ない人がいた場合、どちらとより接続したいですか？** 該当するものにチェックを入れてください。

- ☐ 現在のリンク数が多い人
☐ 現在のリンク数が少ない人
☐ どちらでも変わらない

・質問 3: 「自分と相手との頂点間距離（接続相手選択

情報 2）」の利用方法

情報 2 以外の与えられた他の情報(情報 1,3)がすべて同じで、**自分との頂点間距離が近い人と遠い人がいた場合、どちらとより接続したいですか？** 該当するものにチェックを入れてください。

- ☐ 自分との頂点間距離が近い人
☐ 自分との頂点間距離が遠い人
☐ どちらでも変わらない

・質問 4: 「過去にリンクで繋がっていたときの対戦経験,
対戦経験の有無 (接続相手選択 情報 3)」の利用方法

情報 3 以外の与えられた他の情報(情報 1,2)がすべて同じ場合、以下の人のうち、どの人とより接続したいですか? 該当するものにチェックを入れてください。

- ☐ 以前の対戦で、相手側がリンク切断をした人
- ☐ 以前の対戦で、自分の側からリンク切断をした人
- ☐ 自分との対戦経験が無い人
- ☐ 状況によって異なる
- ☐ どちらでも変わらない

上では、「より接続しやすい相手」について質問しています。「Step1 に関する質問と混同し誤って「より切断しやすい相手」を選択していないか」を再度確認してください。

アンケートは以上です。 指示があるまでそのまま待機
してください。

実験後アンケート

氏名：	マシン名：
-----	-------

ここでは、実験に関連するアンケートに答えてもらいます。回答結果は、研究のためにのみ使用されます。また、個人情報を厳重に管理し、目的外使用を一切行わないことを約束します。アンケート内容は全部で2問です。

実験内容の詳細については、先ほどの説明時に配った資料を参照してください。また、わからないことがある場合は、手を挙げて質問してください。

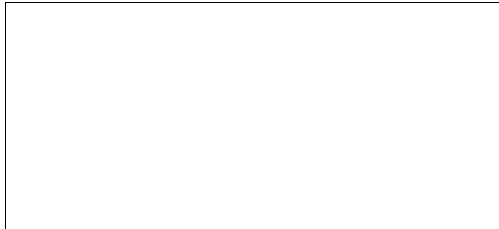
・質問 1: 実験の前後の比較

ゲームの途中でプレイの仕方を変更しましたか？ もし変更したとしたらそれはどんな理由で、どんな風に変更しましたか？

また、そのように理由が変わったのはなぜですか？ 尚、実験の前後で考えに変化がまったくない場合には、この質問には回答しなくて結構です。

・質問 2: 実験全体 に対する感想

実験全体を通して、何か感想がありましたらご記入ください。



アンケートは以上です。アンケート用紙を前に提出してください。お疲れ様でした。

付 録 E 被験者が用いた隣人選択アルゴリズム のネットワークダイナミクスへの影響

この付録では「2 章の被験者実験でネットワーク・ダイナミクスがどのように進化したか」を示す。被験者実験の手法の節で述べたように、被験者実験のセッション開始時、18 人の被験者がネットワークに参加した。各被験者 i はランダムにパラメータ P_i を割当てられ、 P_i はセッションを通じて固定だった。 P_i の値は以下のようにして決められた。

- 6 人の被験者に P_i の値として 0.25 が割当てられた。
- 6 人の被験者に P_i の値として 0.5 が割当てられた。
- 6 人の被験者に P_i の値として 0.75 が割当てられた。

ここで、 $P_i = 0.25, 0.5, 0.75$ の被験者をそれぞれ被験者 L, M, H と呼ぶことにする。

図 E.1 は全 8 セッションでの被験者 X と $Y (X, Y \in L, M, H)$ の間にあるリンクの平均存在確率の時間変化を表している。

図 E.1 では、被験者 H と H の間にあるリンクの平均存在確率 P_{HH} が時間的に増加しているように見える。

そこで、時間的に P_{HH} が増加しているかを確認するために、我々は 20 期を、1 期から 10 期までの第 1 期間と 11 期から 20 期までの第 2 期間の 2 つに分割した。そして、この 2 期間の間で P_{HH} の値を比較した。その結果、第 1 期間での P_{HH} は 0.205742 であり、第 2 期間での P_{HH} は 0.237236 であり、後者は前者より $\alpha = 0.01$ で有意に高かった (自由度 1 のピアソンの χ^2 乗検定で $\chi^2 = 19.080635$)。

また我々は 3 種類の被験者 L, M, H のセッション最終期 (21 期の最初) での全 8 セッションの平均次数分布を調査した。その結果が図 E.2 である。

図 E.2 では、高い P_i の値を持った被験者の次数分布が低い P_i の値を持った被験者の次数分布より右に寄っているように見える。被験者 H, M, L の平均次数はそれぞれ、9.770833, 7.020833, 6.041667 だった。

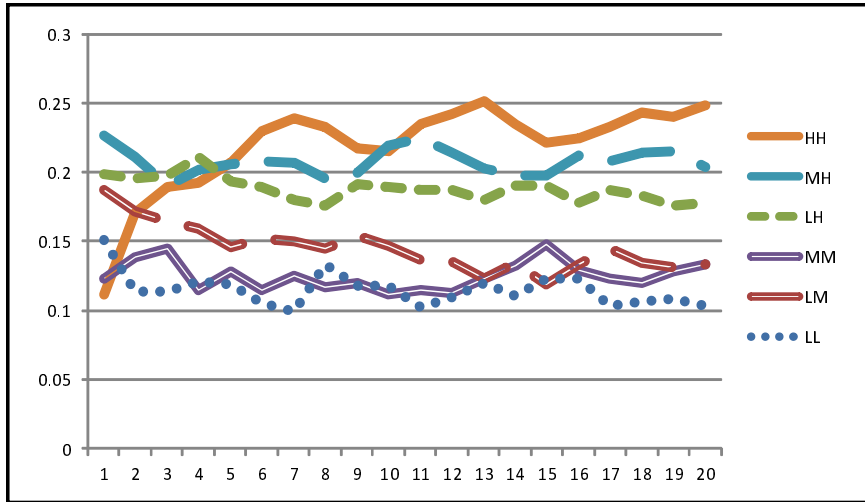


図 E.1: 被験者 X と Y の間にあるリンクの平均存在確率の時間変化

縦軸は、全 8 セッションにおける被験者 L と L の間にあるリンクの平均存在確率 P_{LL} 、被験者 L と M の間にあるリンクの平均存在確率 P_{LM} 、被験者 L と H の間にあるリンクの平均存在確率 P_{LH} 、被験者 M と M の間にあるリンクの平均存在確率 P_{MM} 、被験者 M と H の間にあるリンクの平均存在確率 P_{MH} 、被験者 H と H の間にあるリンクの平均存在確率 P_{HH} である。横軸は、各セッションでの期である。これらは、 $1 = P_{LL} + P_{MM} + P_{HH} + 2P_{LM} + 2P_{LH} + 2P_{MH}$ を満たす。

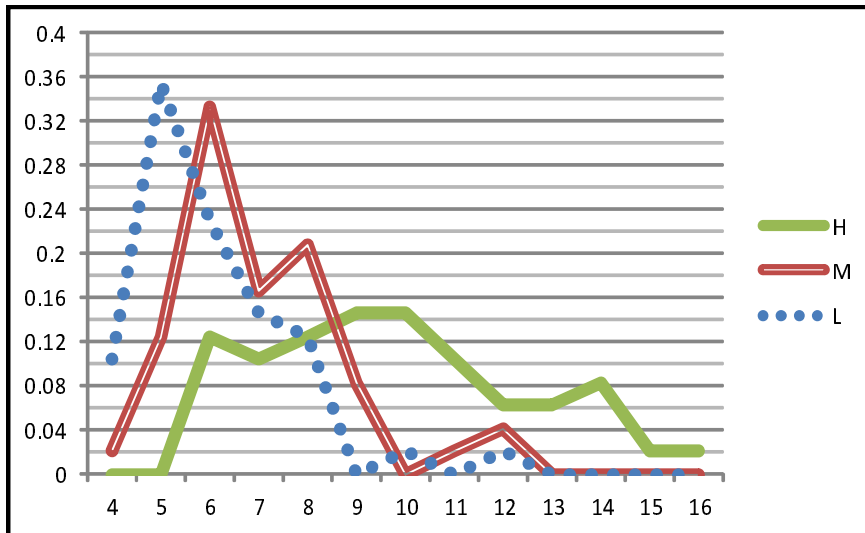


図 E.2: 3 種類の被験者 L, M, H のセッション最終期 (21 期の最初) での平均次数分布

横軸は被験者の次数 (隣人の数) であり、縦軸は全 8 セッションにおいて k 人の隣人を持つ各種類の被験者の平均存在頻度である。

付 録 F 隣人の数と P_i や他の値との関係

2 章の被験者実験の結果の接続相手選択の傾向性の小節で述べたように、我々の「ゲームの途中でプレイの仕方を変更しましたか？ もし変更したとしたらそれはどんな理由で、どんな風に変更しましたか？」という自由回答方式の質問に、何人かの被験者は「セッションの最中に隣人が多い人にリンクを繋げた方がそうでない人に繋げるよりよかったということに気が付いた」と回答していた。¹ 我々は、被験者がそのように考えた理由を「隣人の多い人は P_i の値も高い」と被験者が考えたためだと推論することができる。

この推論の妥当性を確認するために、我々は、隣人の多い群と隣人の少ない群のそれぞれで被験者 H ($P_i = 0.75$ を持つ被験者) の比率を求め両者を比較することで、隣人の数と P_i の関係を調査した。隣人の多い群での被験者 H の比率は 0.407743 であり、隣人の少ない群での被験者 H の比率は 0.222959 で、前者の方が後者より $\alpha = 0.01$ で有意に値が高かった (自由度 1 のピアソンの χ^2 乗検定で $\chi^2 = 1272.959974$)。この結果は、被験者が隣人の多い相手を選ぶことにより、隣人の少ない相手を選ぶ場合より P_i の値が高い相手をより高い確率で選べることを示している。

また、この結果の妥当性を確認するために、我々は「被験者が P_i の高い相手を選ぶことができたか」を、被験者 H の比率をリンク接続において選択された群と選択されなかった群の間で比較した。その結果、リンク接続において選択された群での被験者 H の比率は 0.438015 であり、リンク接続において選択されなかった群での被験者 H の比率は 0.284588 で、前者は後者より $\alpha = 0.01$ で有意に値が高かった (自由度 1 のピアソンの χ^2 乗検定で $\chi^2 = 463.777531$)。この結果は、被験者が「隣人が多い被験者は高い P_i を持っている可能性が高い」という推論に従うことで高い P_i を持った相手を選ぶことに部分的に成功していることを示している。

¹ なお、表で示したように、各被験者のコンピューター・インターフェースは、現在の自分の隣人以外の被験者の P_i も前回の行動も表示しない。このことは、被験者は自分の隣人以外の被験者の P_i を観察できないということである。それゆえ、第 3 の結果で確認された行動傾向 (接続相手として隣人が多い人を選択) は、皆が現在の自分の隣人以外の被験者の P_i を観察し、 P_i が高い相手を選んだ結果ではありえない。

付 録 G 非受動リンク・受動リンクの切断頻度の差

この付録では、2 章の被験者実験で観察された切断相手選択時の被験者による非受動リンク（能動リンク及び双方向リンク）と受動リンクの取り扱いの違いについて述べる。

2 章の結果でも述べたように、本実験で分析に用いられた『切断候補のリンク』の総数は 20550 であり、そのうち、9030 が受動リンク、残り 11520 が非受動リンク（能動リンク、もしくは双方向リンク）であった。そこで、受動リンクと非受動リンクのそれぞれでリンクが切断された頻度を調べ比較した。その結果、受動リンクと非受動リンクの切断頻度はそれぞれ 0.218826 と 0.257378 であり、後者の切断頻度は前者の切断頻度より $\alpha = 0.01$ で有意に高かった（自由度 1 のピアソンの χ^2 乗検定で $\chi^2 = 41.196806$ ）。

なお、3.2.3 で述べたように、この結果から得られた受動リンクと非受動リンクの切断頻度の比 $R = 0.850211493$ は、3 章の計算機実験で用いたモデルのパラメータとして使用された。

付録H ネットワーク間比較1での最終的な協力率の差の結果に対する検定

この付録では、本文の図 3.1 で得られたネットワーク間の最終的な協力率の差について行った検定の結果について述べる。本文の図 3.1 で得られた結果が有意な差であるかを確認するために、 $K = 1, 2, \dots, 16$ 及び $t = 1.2, 1.4, 1.6, 1.8$ の全 $16 \times 4 = 64$ 条件のそれぞれで、static, CDRandom, DDRandom の 3 種のネットワークが各試行で到達した最終的な協力率をウイルコクソンの符号順位和検定 (ノンパラメトリック検定) を用いたライアンの方法で検定した。その結果、 $\alpha = 0.01$ で以下の結果が得られた。

- (1) $K = 1, t = 1.8$ では、DDRandom の協力率は static より有意に高く、かつ、static の協力率は CDRandom より有意に高い。
- (2) $K = 1, t = 1.8$ を除くそれ以外の $K = 1$ のケースと、 $K = 2, t = 1.8$ では、DDRandom の協力率は CDRandom より有意に高く、かつ、CDRandom の協力率は static より有意に高い。
- (3) $t = 1.4$ の $K = 14, 15, 16, t = 1.6$ の $K = 10, 11, 12, 13, 14, t = 1.8$ の $K = 7, 8, 9, 10$ で、static の協力率は DDRandom より有意に高く、かつ、DDRandom の協力率は CDRandom より有意に高い。
- (4) $t = 1.6$ の $K = 15, 16, t = 1.8$ の $K = 11, 12, 13, 14, 15, 16$ では、3 種のネットワークは全ての試行で協力率 1 を取り、互いの間に差は一切ない。
- (5) 上記の (1), (2), (3), (4) 以外のケースでは、CDRandom の協力率は DDRandom より有意に高く、かつ、DDRandom の協力率は static より有意に高い。

この結果から、本文で述べた結果が検定により成り立たなかったケースは、(3) の $t = 1.4$ の $K = 14, 15, 16, t = 1.6$ の $K = 10, 11, 12, 13, 14, t = 1.8$ の $K = 7, 8, 9, 10$ のケースのみであったことがわかる。ではなぜこの (3) のケースでは本文で得た結果と異なる結果が有意になったのだろうか？そこで、(3) のケースの各試行を調査した。その結果、以下のことがわかった。

- (a) (3) のケースでの各試行はほとんどの場合、以下のいずれかのケースに属している。
 - (a1) 3 種のネットワークすべてが協力率 0 の定常状態、吸収状態に到達する試行

(a2) CDRandom が協力率 0 の定常状態に到達する一方で，static と DDRandom が 0.02 未満の正の値の協力率を持つ定常状態に到達する試行

(a3) CDRandom が協力率 1 の定常状態に到達する一方で，static と DDRandom が 1 未満の正の値の協力率を持つ定常状態，吸収状態に到達する試行

(b) (a1),(a2),(a3) の頻度を見ると，(a3) のケースより (a2) のケースの方が発生頻度がより多い．

これら 3 つの結果のために，検定において (3) のケースで本文とは異なる結果が出たと思われる．なぜなら，(c) のケースが多くなると，中央値・数値で郡間の差異を測るウイルコクソンの符号順位和検定では，平均値で比較した場合よりも，static と DDRandom の値が高いと評価されやすくなると考えられるからである．

付 録 I 最終的な協力率の試行平均に対する集団サイズの影響

本文で得られた結果は集団サイズを 10000 としたときの結果である．しかし，この結果が他の集団サイズで成り立つかはわからない．そこで，この付録では，最終的な協力率の試行平均に試行平均に対する集団サイズの影響を調査する．そのために， $K = 4, t = 1.6$ を例にして，¹ 集団サイズ N を $N = 100, 500, 1000, 5000, 10000$ と変えていったときに，最終的な協力率の 100 試行平均がどのように変化するかを調べた．その結果が図 I.1 である．この結果を見ると，static と CDRandom は集団サイズを 10000 より大きくしても，それほど協力率が変化することはなさそうに見える．一方，これとは異なり，DDRandom については集団サイズを 10000 より大きくすることで協力率が更に大きくなる可能性があるように見える．そのため，まずこれらの結果から，集団サイズが 10000 より大きくなっても，static が CDRandom や DDRandom よりも協力の進化を促進する可能性は低いと考えられる．よって，「CDRandom と DDRandom の両動的ネットワークは，集団サイズが 10000 より大きくなっても，static よりも協力の進化を促進する」という論文本文で得られた結果は，集団サイズを更に大きくしても維持される可能性が高いと思われる．一方これとは異なり，「CDRandom は DDRandom より協力の進化を促進する」という結果が集団サイズを 10000 より大きくした場合にも成り立つかについては，この付録での結果からは推測することは難しい．そのため，集団サイズを 10000 より更に大きくして計算機実験をした方がより望ましいと思われる．²

¹なお， $K = 4, t = 1.6$ の結果が他にも成り立つかは調査で来っていない．この点については更なる調査が必要である．

²しかし，集団サイズを大きくすると計算量も増え，計算機実験により多くの時間がかかる．そのため，本論文では先行研究の [39] に従い，集団サイズを 10000 とした．

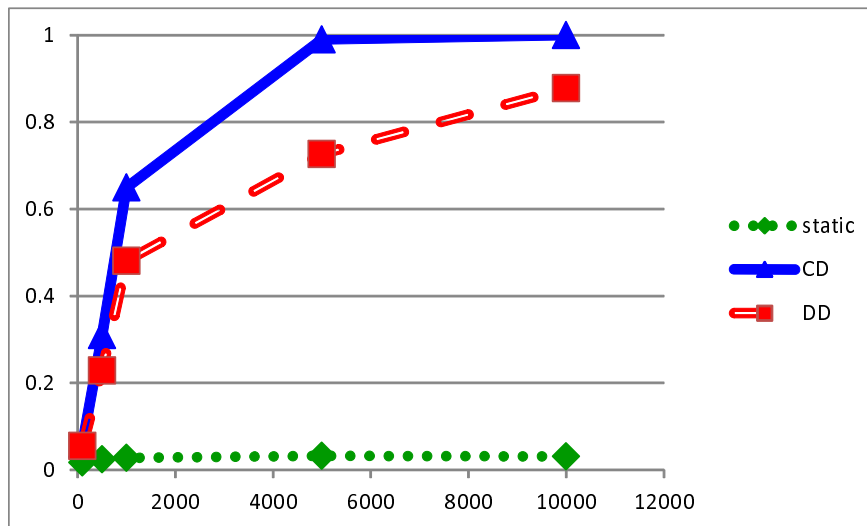


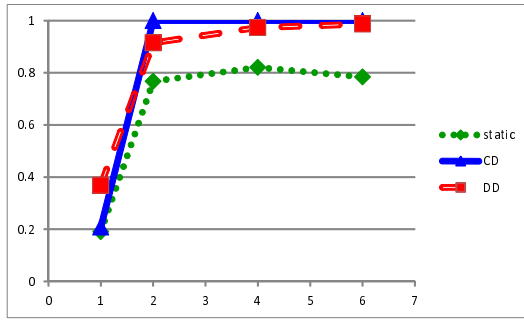
図 I.1: 集団サイズ vs. 最終的な協力率の 100 試行平均 ($K = 4, t = 1.6$)
 横軸は集団サイズであり，縦軸は $K = 4, t = 1.6$ での最終的な協力率の 100 試行平均である．

付録J 切断頻度 P に対する結果の安定性の確認

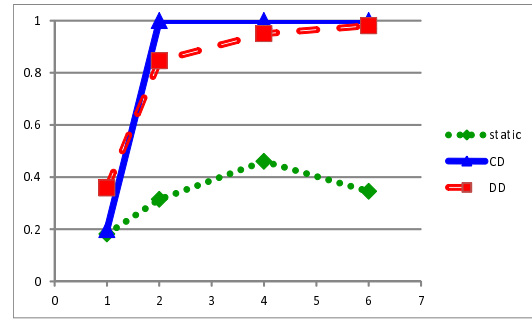
本文の図 3.1 では、動的ネットワークである CDRandom と DDRandom の切断頻度 P を $P = 0.01$ として 100 試行平均の最終的な協力率を出次数 K の関数として調べ、その結果を静的 network である static での結果と比較した。その結果、以下の結果が得られた：(1)static, CDRandom, DDRandom のどのネットワークでも K の値が中間程度のときに最も協力率が高くなっており、協力が進化するためには K の値は小さすぎても大きすぎても良くない；(2) $K > 1$ では、両動的ネットワークは常に static より最終的な協力率が高い；(3) $K = 1$ と $K = 2, t = 1.8$ では DDRandom の方が CDRandom より協力率が高いが、それ以外では CDRandom の方が DDRandom より協力率が高い。

この付録では、図 3.1 で得たこれら 3 つの結果のうち、(2) と (3) が切断頻度を変えた場合にも成り立っていることを部分的ながら確認する。図 J.1, J.2, J.3 はそれぞれ、 $P = 0.1, 0.5, 1.0$ での 100 試行平均の最終的な協力率を $K = 1, 2, 4, 6$ に対して調べた結果である。これらの結果を見ると、どの切断頻度でも、(2) と (3) が成り立っていることがわかる。¹

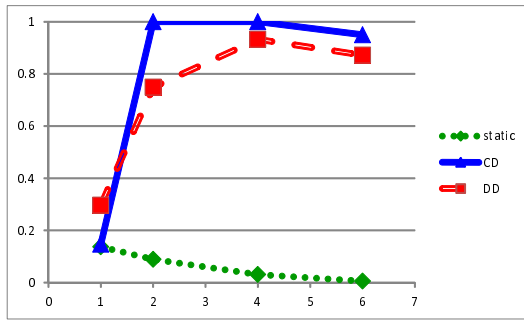
¹また、 $K = 1, 2, 4, 6$ と $t = 1.2, 1.4, 1.6, 1.8$ の組み合わせである 16 ケースそれぞれに対して、 P を $P = 0.0(\text{static}), 0.01, 0.1, 0.5, 1.0$ と変化させたときに、協力率がどう変化するかについても調べてみたが、一般的なことは特に言えなかった。具体的には、CDRandom では 16 全てのケースで $P = 1.0$ で協力率が最大 (他の P の値との同着一位含む) となったが、協力率が P の増加に対して単調非減少だったのは 16 ケース中 14 ケースだった。一方、DDRandom で $P = 1.0$ で協力率が最大 (他の P の値との同着一位含む) となったのは 16 ケース中 11 ケースであり、また、そのうち、協力率が P の増加に対して単調非減少だったのは 11 ケース中 6 ケースだった。



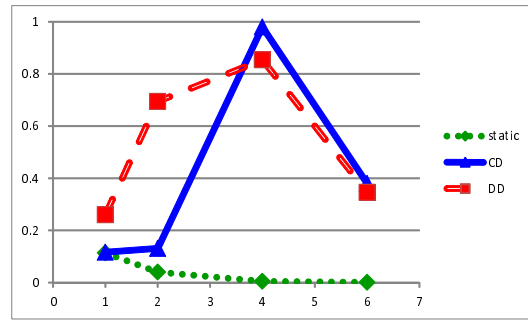
(a) $t = 1.2$



(b) $t = 1.4$

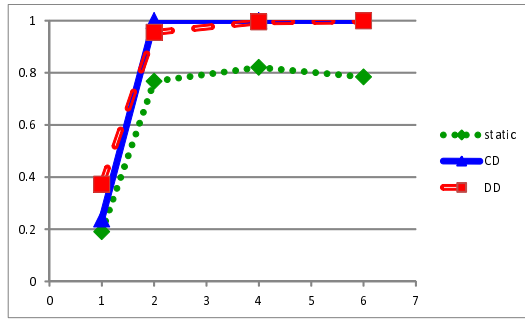


(c) $t = 1.6$

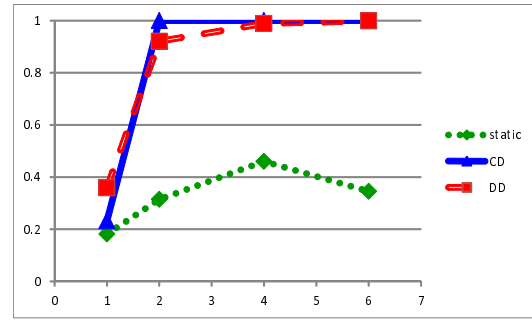


(d) $t = 1.8$

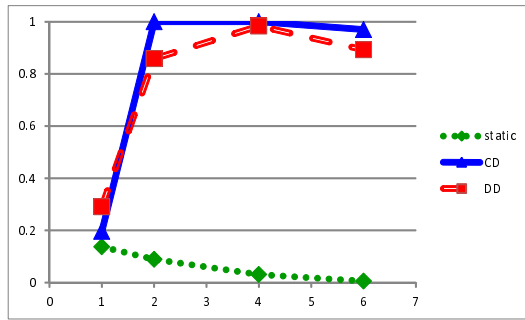
図 J.1: 出次数 vs. 最終的な協力率の 100 試行平均 (切断頻度 $P = 0.1$)
各図の横軸は出次数 K , 縦軸は, 最終的な協力率の 100 試行平均である.



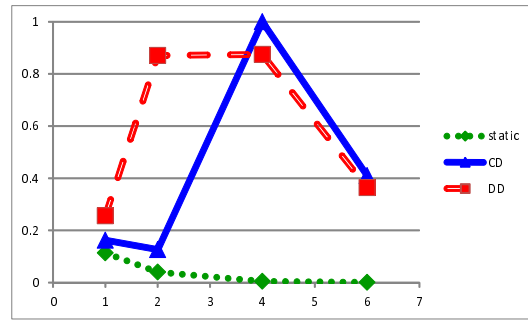
(a) $t = 1.2$



(b) $t = 1.4$

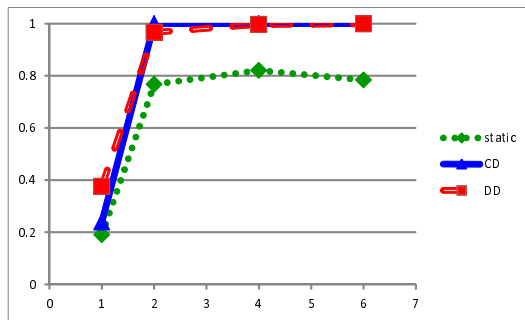


(c) $t = 1.6$

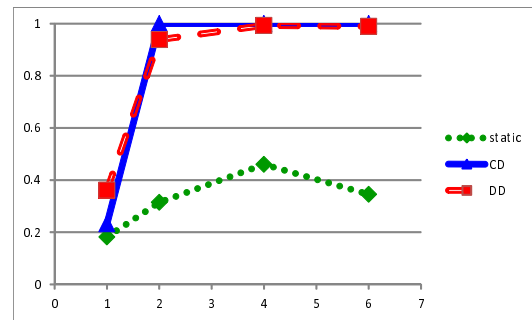


(d) $t = 1.8$

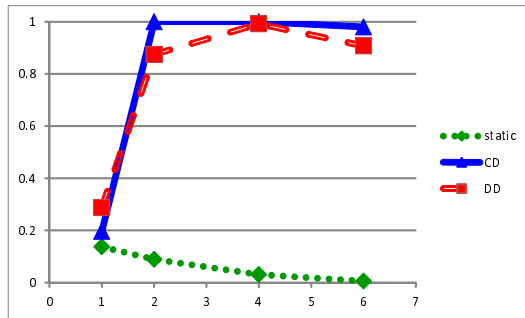
図 J.2: 出次数 vs. 最終的な協力率の 100 試行平均 (切断頻度 $P = 0.5$)
各図の横軸は出次数 K , 縦軸は, 最終的な協力率の 100 試行平均である .



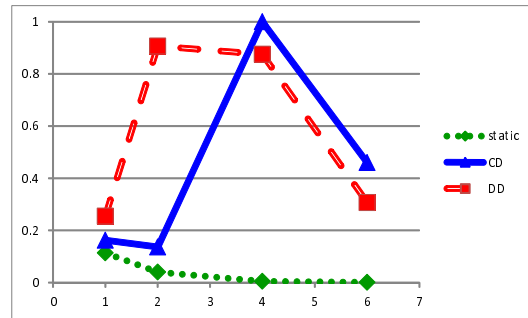
(a) $t = 1.2$



(b) $t = 1.4$



(c) $t = 1.6$



(d) $t = 1.8$

図 J.3: 出次数 vs. 最終的な協力率の 100 試行平均 (切断頻度 $P = 1.0$)
各図の横軸は出次数 K , 縦軸は, 最終的な協力率の 100 試行平均である .

付 録 K 小集団が形成する CDRandom 上での協力の進化

本付録では，集団サイズが 100 の小集団上の CDRandom を例に取り，論文本体の図 3.2(c) で見たタイプの CDRandom の時系列における行動とネットワーク構造のダイナミクスの全体を概観する．

そのためにまず，CDRandom のある試行での協力率の時系列を確認し，その挙動が図 3.2(c) で見たタイプの CDRandom の時系列と同じであることを確認する．次に，その時系列上から 4 点を取りその各時点でのネットワーク構造を調べることでこのタイプの CDRandom の時系列における行動とネットワーク構造のダイナミクスの全体を概観する．なお，集団サイズ以外のパラメータは， $K = 2, t = 1.2, P = 0.01$ とした．

まず集団サイズが 100 の小集団上の CDRandom のある試行での協力率の時系列を調べた．その結果が図 K.1 である．図 K.1 を見ると，最初期の急激な協力率の下落後に，徐々に協力率が増加し最終的には協力率 1 に達していることがわかる．このことから，図 K.1 は，論文本体の図 3.2(c) で見たタイプの CDRandom の時系列と同じタイプの挙動を示していることがわかる．

そこで次に，図 K.1 の時系列上から以下の 4 点を取り，その各時点でのネットワーク構造を調べた：I. 初期状態 (0 期)；II. 初期下落直後 (2 期)；III. 協力率増加時 (27 期)；IV. 最終状態 (200 期)．その結果が図 K.2 である．図 K.2 の各図の青い丸と赤い丸はそれぞれ，協力者と裏切者を表している．また，各丸から出た矢印は，矢印の始点のエージェントが矢印の終点のエージェントへ接続した能動リンクを表している．このうち，青・赤・緑色の矢印はそれぞれ，その矢印の両端の得点の低い方が行動選択時 Imitation Max で高い方を参照する $C-C$ リンク・ $D-D$ リンク・ $C-D$ リンクを表し，また，それ以外の灰色の矢印は，行動選択時に参照されないそれ以外のリンクを表している．また更に，図 K.2 の各図では，得点が高いエージェントほど図の上部に配置され，かつ，同一得点を獲得したエージェント間ではエージェントの ID 番号が低いエージェントほど図の右側に配置されている．

0 期である初期状態での行動選択とネットワーク構造を示した図が図 K.2(a) である．この図を見ると，初期状態では，多くの協力者が自分より得点の高い裏切者を行動選択で参照しており，協力者より裏切者にとって有利な状況が生じていることがわかる．このような裏切者に有利な状況が生じるのは，初期状態では集団は協力率 0.5 のランダム・ネットワークを形成するためである．なお，図 K.1 で見たように，こうしたネットワーク構造が形成され

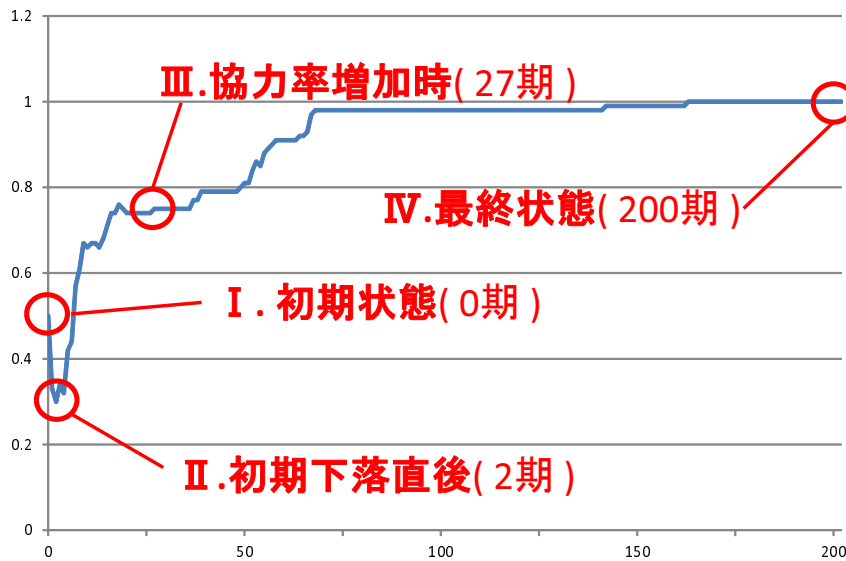


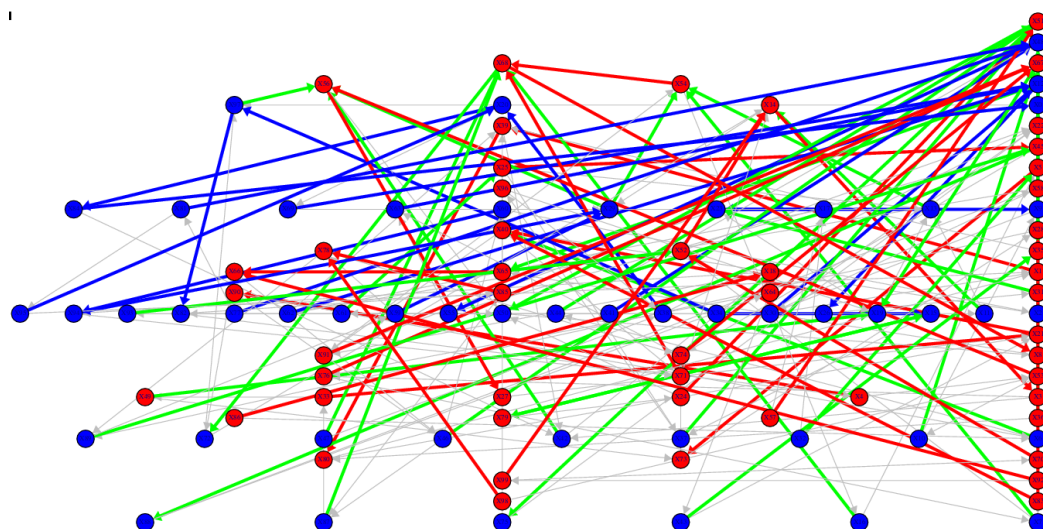
図 K.1: 小集団上の CDRandom における協力率の時系列

各図の横軸は期，縦軸は協力率である．また，赤丸がついた部分は，図 K.2 の各ネットワーク図が観察された期を表す．

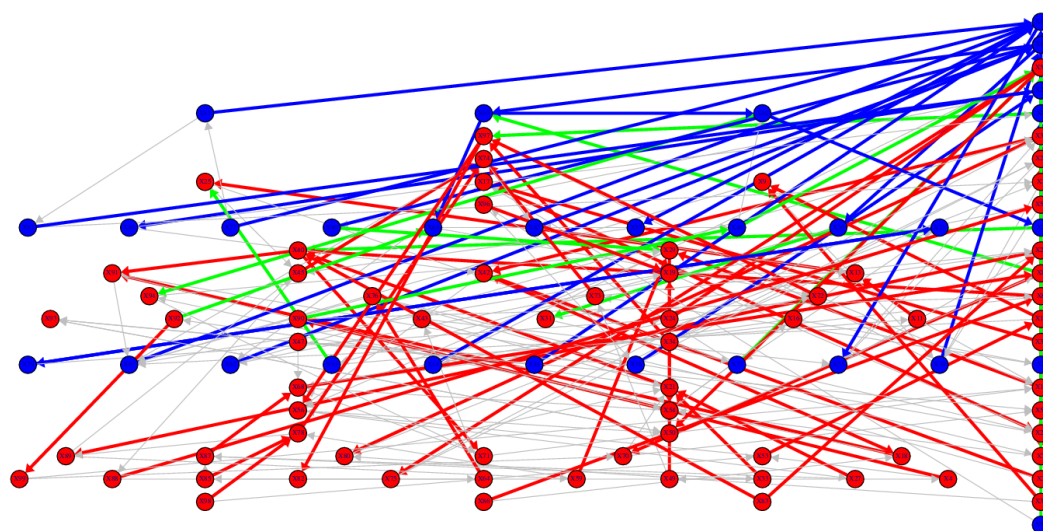
た結果，この後，集団の協力率は急速に下落した．

次に，最初期の下落が停止した時点である 2 期での行動選択とネットワーク構造を示したのが図 K.2(b) である．図 K.2(b) を見ると，図 K.2(a) より裏切者の数が増加し，その代わりに，自分より得点の高い裏切者を参照している協力者が減少しほとんどいなくなっていることがわかる．また，得点のより高い協力者をより得点の低い協力者が参照することで *C* クラスターが形成され，一部の裏切者が行動選択でそうして形成された *C* クラスター内の協力者を参照していることも確認できる．なお，図 K.1 で見たように，こうしたネットワーク構造が形成された結果，この後，集団の協力率は減少から増加に転じた．

続いて，最初期の下落後の協力率が増加している時点である 27 期での行動選択とネットワーク構造を示した図が図 K.2(c) である．図 K.2(c) を見ると，図 K.2(b) より協力者の数が増加し，代わりに，協力者を参照している裏切者と裏切者を参照している協力者の両方がいなくなり，協力者が形成する *C* クラスターが裏切者が形成する *D* クラスターから分離しはじめていることがわかる．そしてその結果，隣人選択なしには各エージェントの行動が変化しない状況が生じている．なお，図 K.1 で見たように，こうしたネットワーク構造が形成されても，この後も集団の協力率は緩慢に増加し，最終的には，集団は図 K.2(d) に示されたような協力率 1 のネットワークを形成した．協力者を参照している裏切者と裏切者を参照している協力者の両方がなくなったにもかかわらずこのような協力率の緩慢な増加が維持されたのは，図 K.2(c) 内で灰色の矢印として示された *C* - *D* リンクが隣人選択により切断されて裏切者の得点が低くなることで，裏切者が協力者を参照していくようになっていったためだと考えられる．



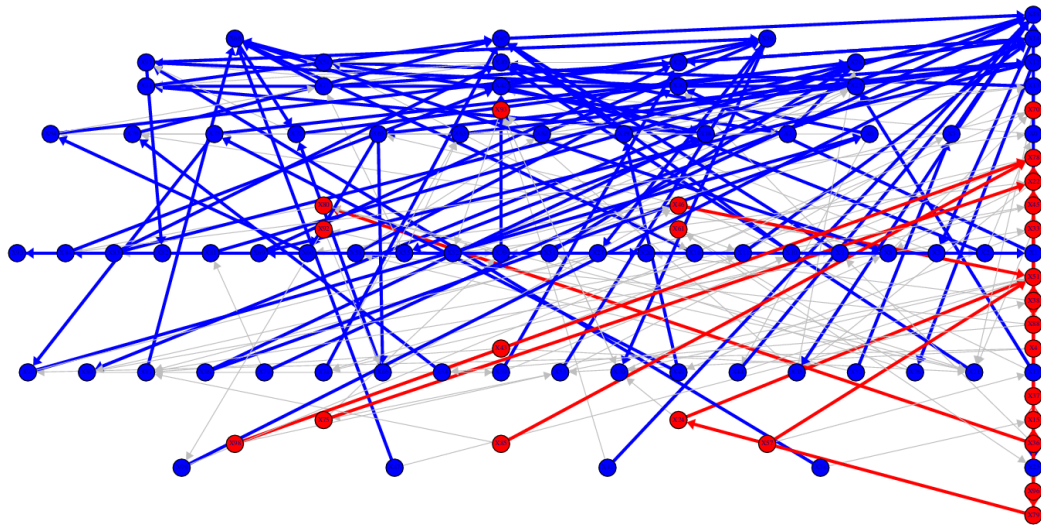
(a) 初期状態 (0 期)



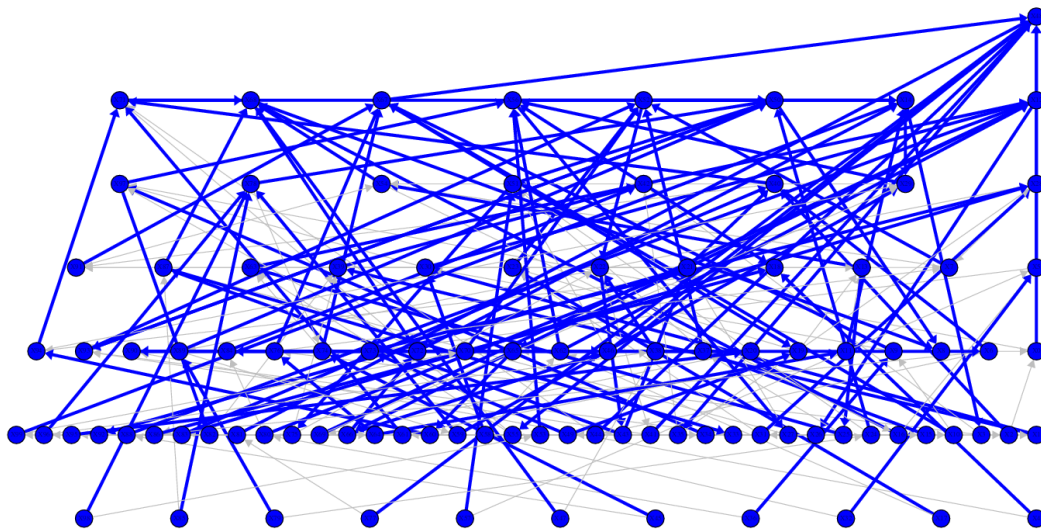
(b) 初期下落直後 (2 期)

図 K.2: 時系列上の 4 点での CDRandom のネットワーク構造

各図の青い丸と赤い丸はそれぞれ、協力者と裏切者を表している。また、各丸から出た矢印は、矢印の始点のエージェントが矢印の終点のエージェントへ接続した能動リンクを表している。このうち、青・赤・緑色の矢印はそれぞれ、その矢印の両端の得点の低い方が行動選択時 Imitation Max で高い方を参照する $C-C$ リンク・ $D-D$ リンク・ $C-D$ リンクを表し、また、それ以外の灰色の矢印は、行動選択時に参照されないそれ以外のリンクを表している。また更に、図 K.2 の各図では、得点が高いエージェントほど図の上部に配置され、かつ、同一得点を獲得したエージェント間ではエージェントの ID 番号が低いエージェントほど図の右側に配置されている。



(c) 協力率増加時 (27 期)



(d) 最終状態 (200 期)

図 K.2: *Continued*

本付録では CDRandom の時系列における行動とネットワーク構造のダイナミクスの全体を概観するために集団サイズを 100 とした。しかし、本文で扱っている集団サイズが 10000 のケースにおいても、図 3.2(c) で見たタイプの CDRandom の協力率の時系列は基本的に、本付録で概観したようなダイナミクスにより形成されていると思われる。